

논문 2007-44SP-6-8

## 경계왜곡 제거방법을 이용한 고속 영상복원

(Fast Image Restoration Using Boundary Artifacts Reduction method)

임 성 준\*, 김 동 균\*, 신 정 호\*\*, 백 춘 기\*\*\*

(Sungjun Yim, Donggyun Kim, Jeongho Shin, and Joonki Paik)

### 요약

고속 퓨리에 변환(Fast Fourier Transform: FFT)은 입력신호가 주기적이라는 가정하에 빠른 계산량과 좋은 성능으로 영상 복원에 다방면으로 적용되고 있다. 하지만 실제취득영상은 주기가 무한한 영역의 일부분을 한 주기로 가정하고, 또한 외부영역에 대한 정보순실로 인하여 경계왜곡이 발생한다. 본 논문은 현재까지 진행되어온 경계왜곡을 줄이기 위한 기술들에 대해 고찰정리 하였다. 뿐만 아니라 FFT의 계산량 감소를 위해 블록기반의 영상처리와 이때 발생하는 경계왜곡 감소를 위한 알고리듬을 제안한다. 외부영역의 정보를 알고 있는 경우의 보다 좋은 결과를 위하여 안쪽 블록과 바깥블록의 처리를 달리 적용하였다. 이러한 과정을 통해 경계왜곡을 줄이면서 고속으로 영상복원을 가능하게 한다.

### Abstract

Fast Fourier transform(FFT) is powerful, fast computation framework for convolution in many image restoration application. However, an actually observed image acquired with finite aperture of the acquisition device from the infinite background and it lost data outside the cropped region. Because of these the boundary artifacts are produced. This paper reviewed and summarized the up to date the techniques that have been applied to reduce of the boundary artifacts. Moreover, we propose a new block-based fast image restoration using combined extrapolation and edge-tapering without boundary artifacts with reduced computational loads. We apply edgetapering to the inner blocks because they contain outside information of boundary. And outer blocks use half-convolution extrapolation. For this process it is possible that fast image restoration without boundary artifacts.

**Keywords:** boundary artifact, restoration, FFT, edgetaper, extrapolation

### I. 서 론

디지털 영상처리 기술이 여러 응용분야에서 널리 사용됨에 따라 고성능의 영상처리 방법에 대한 관심이 점차 커지고 있다. 특히, 핸드폰 카메라 모듈과 디지털 카

메라가 사회 전반적으로 일반화되어 다양한 디지털 영상제작 및 수요가 증가하고 있는 추세이다. 디지털 영상복원의 목표는 주어진 영역에서 화질이 저하된 영상을 원래의 품질에 가깝게 복원하는 것이다<sup>[1]</sup>. 많은 디지털 영상복원방법들은 연산량의 대부분을 차지하는 중첩 적분을 고속 퓨리에 변환(Fast Fourier Transform: FFT)을 이용하여 처리속도를 향상시킨다. 하지만 FFT는 영상전체에 대하여 같은 방식으로 처리하는 공간불변의 방법이고, 입력된 영상신호는 주기적으로 반복된다는 가정에 의하여 복원된 영상에는 몇 가지 원하지 않는 부작용이 발생하게 된다<sup>[2]</sup>. 본 논문은 이러한 부작용들 중에서 주파수 영역에서 영상복원을 하면서 발생되는 경계효과 현상에 대한 분석과 해결방법에 대해서 고찰하기로 한다<sup>[3]</sup>.

영상복원은 다음과 같은 수학적인 영상열화모델에

\* 학생회원, \*\*\* 평생회원, 중앙대학교 첨단영상대학원  
(Dept. Image Engineering, Graduate School of Advanced Imaging Science, Multimedia and Film, Chung-Ang University)

\*\* 정회원, 한경대학교 웹정보공학과  
(Dept. Web Information Engineering, Hankyung National University)

※ 이 연구는 2007년도 정부(과학기술부)의 재원으로 한국과학재단(NRL)의 지원과 서울시 산학연협력사업으로 구축된 서울 미래형콘텐츠컨버전스 클러스터 (SFCC)의 지원과 2007년도 중앙대학교 우수연구자연구비 지원에 의한것임.

접수날짜: 2007년7월25일, 수정완료일:2007년10월29일

기초하여 관찰된 열화영상으로부터 원영상을 추정해나가는 과정이다<sup>[4~5]</sup>.

$$g = Hf + \eta, \quad (1)$$

여기에서  $f$  와  $g$  는 각각 원영상과 열화영상을,  $H$ 는 열화함수를, 그리고  $\eta$ 는 부가된 잡음을 나타낸다.  $H$ 는 유일한 역함수를 갖고 있지 않기 때문에 영상복원 문제는 ill-posed 문제<sup>[6]</sup>로 귀착된다. 만약 유일한 역함수를 갖는다고 하더라도 미세한 잡음만으로도 해가 발산하게 된다. 또한 주파수영역에서 영상처리를 하기 위해 실제와 다른 선형 공간불변 열화를 가정해야 하는 문제가 추가로 발생한다. 이 가정에서 열화함수  $H$ 는 유한한 크기를 갖는 점확산함수(Point Spread Function PSF)를 사용해서 구성되고 원영상과 중첩적분되어 열화영상을 만든다. 공간영역에서의 중첩적분은 막대한 양의 연산량이 필요하기 때문에 많은 영상복원의 방법들은 FFT를 사용하여 획기적인 연산량 감소를 추구한다. 주파수 영역에서 FFT를 이용하여 영상을 복원하게 되면 열화영상이 주기적이라는 가정하에 순환 중첩적분에 기반한 처리를 하는 것인데 실제 획득된 영상은 무한한 실제배경 중 카메라 등의 영상획득장치의 렌즈를 통해 선택된 제한된 영역으로부터 얻게 된다. 다시 말하면 렌즈를 통해 획득된 영상은 실제 무한대의 주기를 갖고 있는데 영상처리를 할 때는 획득영상의 크기를 주기로 간주해서 처리가 이루어진다. 또한 렌즈의 흔들림으로 인한 열화현상도 중첩적분이 한 화소의 값을 얻기 위해 점 확산함수의 크기에 해당하는 영상의 일정범위를 누적하여 구하기 때문에, 영상의 경계근처에서는 선택된 영역 바깥부분의 정보가 포함되게 되지만 획득영상에서는 그림 1과 같이 해당정보를 손실하게 되면서 나타나는 현상을 경계왜곡현상이라고 한다<sup>[2]</sup>. 경계왜곡현상은 그림 2와 같이 입력 영상을 주기적으로 덧붙인 후 그림 1의 200번째 줄의 밝기값을 그래프로 나타냈을 때 경계부분에서 불연속점을 가지게 된다. 다시 말해서 영상의 좌측경계와 우측경계의 값이 서로 불연속적인 경우이다. 경계왜곡현상은 이때 발생하는 불연속점을 영상복원 과정에서 경계부분을 날카로운 에지영역으로 인지하게 되어 랭잉형태의 부산물을 초래한다. 영상의 경계부분에서 심하게 발생한 경계왜곡효과는 점차 영상의 중심부로 파고 들어간다. 따라서 경계왜곡현상을 적절히 고려하지 않으면 복원된 결과영상이 심하게 훼손되는 결과를 초래한다. 현재까지 경계왜곡현상을 제거하기 위한 다양한 방법들이 제안되었다. 본 논문에서는

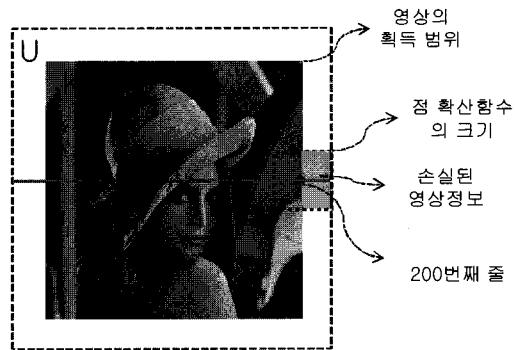


그림 1. 외부영역의 정보가 손실된 획득영상

Fig. 1. Observed image which is lost the data of outside region.

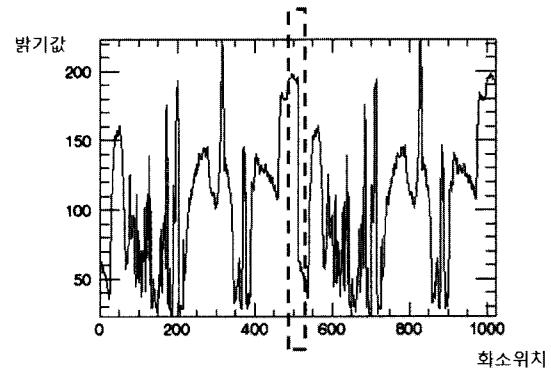


그림 2. 주기적인 Lena영상(200번째 라인)의 경계부분의 불연속점

Fig. 2. Discontinuity of boundary in periodic Lena image(200th line).

여러 방법들을 크게 경계의 조건, 에지감쇄(edge taper)<sup>[7]</sup>, 영상 외삽법(extrapolation)으로 분류하여 고찰하기로 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. II절에서는 경계왜곡모델을 제시하고 III절에서는 경계의 조건에 따른 왜곡현상의 개선에 대해서 설명한다. IV절과 V절은 각각 에지감쇄와 신호외삽법을 이용하여 경계왜곡문제를 해결하는 방법에 대해 설명한다. VI절에서는 블록단위의 고속 영상복원 알고리듬을 제안하고 VII절에서는 실험결과를 보이고, 마지막으로 VIII절에서는 결론을 맺는다.

## II. 열화모델

실제 영상입력장치로부터 획득한 열화영상의 정확한 모델은 저장된 화면보다 더 큰 실제장면의 일부분을 화소값들로 표현한 것이다. 다시 말해서 무한한 크기의 장면에서 부분적인 영역만을 추출하여 저장한 것이 디지털 영상이다. 즉, 그림1과 같이 열화된 영상의 경계부

분은 획득되지 못한 경계의 바깥영역의 정보를 포함하고 있다<sup>[2]</sup>. 관찰된 열화영상  $g(i,j)$ 의 이산 모델을 표현하면 다음과 같고

$$g(i,j) = \tilde{b}(i,j) + \eta(i,j), \quad (2)$$

$\tilde{b}(i,j)$ 는 PSF와 화면의 2차원 선형 중첩적분에 의해 혼들림 열화된 영상을 나타내고,  $\eta(i,j)$ 는 부가된 잡음을 나타낸다.  $\tilde{b}(i,j)$ 는 무한하게 펼쳐진 실세계의 장면  $o(i,j)$ 와 유한한 크기( $L_1 \times L_2$ )의 PSF  $h(i,j)$ 의 중첩적분 결과를 영상저장 매체의 크기로 잘라낸 것이다. 이를 수식으로 나타내면 다음과 같고

$$\tilde{b}(i,j) = [o(i,j)*h(i,j)]w_1(i,j), \quad (3)$$

여기에서  $w_1(i,j)$ 는 입력영상을 유한한 크기로 자르는  $K_1 \times K_2$ 의 사각형 창을 나타낸다. 무한한 크기의 실제 배경인  $o(i,j)$ 를 영상매체의 유한한 크기로 자른 것은 다음과 같고

$$\tilde{o}(i,j) = o(i,j)w_1(i,j), \quad (4)$$

이것을 다시 PSF와 중첩 적분한 열화영상은 다음과 같이 얻는다.

$$b(i,j) = \tilde{o}(i,j)*h(i,j). \quad (5)$$

$b(i,j)$ 와는 달리 실제 관찰된 열화 획득영상  $\tilde{b}(i,j)$ 의 경계부분의 화소값들은 원영상  $\tilde{o}(i,j)$ 의 바깥영역에 대한 정보의 영향을 받는다. 하지만  $b(i,j)$ 에는 경계의 바깥영역에 관한 정보가 포함되어 있지 않기 때문에 PSF의 길이만큼 더 확장된 영상으로부터 정보를 추정할 필요가 있다.  $w_2(i,j)$ 는  $U_1 = K_1 + L_1 - 1$ ,  $U_2 = K_2 + L_2 - 1$ 의 크기로 된 획득영상을 PSF크기만큼 넓힌 창이다. 이와 같이 확장된 열화영상은

$$b_e(i,j) = [o(i,j)*h(i,j)]w_2(i,j), \quad (6)$$

와 같고  $b_e(i,j)$ 에서  $K_1 \times K_2 < b_e(i,j) < U_1 \times U_2$  부분의 정보를  $\delta_b(i,j)$ 라고 하면 확장되지 않은 열화영상은 다음과 같이 정의된다.

$$\tilde{b}(i,j) = b(i,j) + \delta_b(i,j), \quad (7)$$

여기에서  $\delta_b(i,j)$ 는 그림 1의 영상 바깥의 테두리 부분으로 잘라낸 원영상  $\delta(i,j)$ 의 확장된 바깥영역으로부터 관찰된 열화영상의 경계에 영향을 준 데이터를 의미하

고, 이는 영상저장매체의 유한한 영역 때문에 관찰된 영상  $\tilde{b}(i,j)$ 와 직접 2차원 중첩적분을 통해 열화시킨  $b(i,j)$ 와의 차이를 나타낸다. 수식(2)에 수식(7)을 대입하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} g(i,j) &= b(i,j) + \delta_b(i,j) + \eta(i,j) \\ &= \tilde{o}(i,j)*h(i,j) + \delta_b(i,j) + \eta(i,j). \end{aligned} \quad (8)$$

수식(5)를 대입하여 각각의 공간영역 신호를 2차원 이산 푸리에 변환(Discrete Fourier Transform, DFT)하면

$$G(i,j) = \tilde{O}(i,j)H(i,j) + \Delta_b(i,j) + N(i,j), \quad (9)$$

주파수영역으로 경계 왜곡에 관한 정확한 열화모델이 표현된다.

### III. 경계조건

유한한 크기의 관찰된 열화영상  $g$ 는 원영상  $f$ 와 열화함수  $h$ 의 중첩적분 때문에 원영상  $f$ 보다 커지게 된다. 보다 구체적으로 열화영상  $g$ 는 열화함수  $h$ 의 크기에 의해 원영상  $f$ 의 경계부분의 영향을 받는다. 간단하게 1차원 공간에서 생각해 보면 크기  $N$ 인 1차원신호  $f$ 와 크기가  $2m+1$ 인 1차원 열화함수  $h$ <sup>[8~9]</sup>가 다음과 같이 정의될 때

$$\begin{aligned} f &= (f_1, f_2, \dots, f_{N-1}, f_N)^T, \\ h &= (h_{-m}, h_{-m+1}, \dots, h_0, \dots, h_m)^T, \end{aligned} \quad (10)$$

열화영상  $g$ 를 중첩적분 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$g_i = \sum_{j=-m}^m h_{i-j}f_j. \quad (11)$$

수식(11)을 행렬로 나타내면,

$$\begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_m & \cdots & h_0 & \cdots & h_m & \phi \\ h_m & \cdots & h_0 & \cdots & h_m & \phi \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ h_m & \cdots & h_0 & \cdots & h_m & \phi \\ \phi & h_m & \cdots & h_0 & \cdots & h_m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_{-m+1} \\ f_0 \\ f_1 \\ \vdots \\ f_N \\ f_{N+1} \\ \vdots \\ f_{N+m} \end{pmatrix}, \quad (12)$$

수식(12)를 왼쪽 경계, 중앙부, 오른쪽 경계등 세 부분으로 분리해서 다시 정리하면,

$$T_l f_l + T f + T_r f_r = g, \quad (13)$$

과 같이 나타낼 수 있고, 여기에서  $T_l$ ,  $T$ , 그리고  $T_r$ 은

각기 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} T_l &= \begin{pmatrix} h_m & \cdots & h_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi & & h_m \end{pmatrix}, f_l = \begin{pmatrix} f_{-m+1} \\ \vdots \\ f_0 \end{pmatrix}, \\ T &= \begin{pmatrix} h_0 & \cdots & h_{-m} & \phi \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ h_m & \cdots & \cdots & h_{-m} \\ \phi & & h_m & \cdots & h_0 \end{pmatrix}, f = \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_{N-1} \\ f_N \end{pmatrix}, \\ T_r &= \begin{pmatrix} h_{-m} & \phi \\ \vdots & \ddots \\ h_{-1} & \cdots & h_{-m} \end{pmatrix}, f_r = \begin{pmatrix} f_{N+1} \\ \vdots \\ f_{N+m} \end{pmatrix}, \end{aligned} \quad (14)$$

수식(12)의 입력영상  $f$ 의 벡터에서 가운데 부분은 우리가 가지고 있는 정보이지만 위와 아래 부분은 경계의 외곽으로서 추정해서 얻어야 하는 부분이다. 이와 같이 열화영상  $g$ 로부터  $f$ 의 해를 구할 때는  $g$ 를 결정하는데 영향을 미친 원영상  $f$ 의 경계부분을 가정해야 할 필요가 있다. 이러한 경계부분의 값에 대한 가정을 경계조건<sup>[10~11]</sup>이라 한다. 본 절에서는 영상의 경계조건에 대해 크게 3가지로 나누어 분석한다.

### 1. 영 경계조건(Dirichlet)

경계조건 중 가장 간단한 방법은 경계의 값을 영으로 추정하는 Dirichlet 경계조건이다. 즉,  $f_l = f_r = 0$ 인 영상의 바깥영역이 영벡터이다. 이 조건을 적용하면 수식(13)은

$$Tf = g,$$

$$\begin{pmatrix} h_0 & \cdots & h_{-m} & \phi \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ h_m & \cdots & \cdots & h_{-m} \\ \phi & & h_m & \cdots & h_0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_{N-1} \\ f_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_{N-1} \\ g_N \end{pmatrix}, \quad (15)$$

가 된다. 여기에서 행렬  $T$ 는 Toeplitz 행렬이다. 2차원의 경우는 block-Toeplitz-Toeplitz-block 행렬(BTTB)로 나타나며, 이를 간단히  $3 \times 3$  크기의 영상과 열화함수로 나타낸 다음 수식에서 선으로 표시한 바와 같이 블록Toeplitz 구조를 지니며 각 블록자신도 Toeplitz행렬의 형태를 지닌다.

$$\begin{pmatrix} g_{11} \\ g_{12} \\ g_{13} \\ g_{21} \\ g_{22} \\ g_{23} \\ g_{31} \\ g_{32} \\ g_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_{22} & h_{21} & 0 & | & h_{12} & h_{11} & 0 & | & 0 & 0 & 0 \\ h_{23} & h_{22} & h_{21} & | & h_{13} & h_{12} & h_{11} & | & 0 & 0 & 0 \\ 0 & h_{23} & h_{22} & | & 0 & h_{13} & h_{12} & | & 0 & 0 & 0 \\ \hline h_{32} & h_{31} & 0 & | & h_{22} & h_{21} & 0 & | & h_{12} & h_{11} & 0 \\ h_{33} & h_{32} & h_{31} & | & h_{23} & h_{22} & h_{21} & | & h_{13} & h_{12} & h_{11} \\ 0 & h_{33} & h_{32} & | & 0 & h_{23} & h_{22} & | & 0 & h_{13} & h_{12} \\ \hline 0 & 0 & 0 & | & h_{32} & h_{31} & 0 & | & h_{22} & h_{21} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & | & h_{33} & h_{32} & h_{31} & | & h_{23} & h_{22} & h_{21} \\ 0 & 0 & 0 & | & 0 & h_{33} & h_{32} & | & 0 & h_{23} & h_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_{11} \\ f_{12} \\ f_{13} \\ f_{21} \\ f_{22} \\ f_{23} \\ f_{31} \\ f_{32} \\ f_{33} \end{pmatrix} \quad (16)$$

이러한 행렬은 역 과정을 구하는데 계산량이 많아질 뿐만 아니라, 영상의 바깥 영역을 0으로 추정하였기 때문에 실제의 정보의 누락으로 인한 오차가 발생한다. 영상의 바깥영역이 갑자기 0으로 되면서 발생하는 불연속점으로 인하여 여전히 경계왜곡 현상이 나타난다.

### 2. 주기적 경계조건

FFT를 통한 주파수 영역에서의 영상복원 과정은 입력된 열화영상을 주기적으로 반복되도록 하여 처리하는 방법이다. 이에 맞춰 단순히 영상의 바깥영역을 0으로 채우는 것보다 영상 내부의 정보를 복사해서 바깥영역에 추정하는 방식으로 경계조건을 주기적으로 만들어주는 방법이 있다. 수식(12)에서 입력 영상  $f$ 는 모든  $i$ 에 대해서  $f_i = f_{N-i}$ 이다. 이 결과를 수식(13)에 적용하면 다음과 같다.

$$[T + \{(0|T_l) + (T_r|0)\}]f = g,$$

$$\left\{ \begin{pmatrix} h_0 & \cdots & h_{-m} & \phi \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ h_m & \cdots & \cdots & h_{-m} \\ \phi & & h_m & \cdots & h_0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \phi & h_m & \cdots & h_1 \\ h_{-m} & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & h_m \\ h_{-1} & \cdots & h_{-m} & \phi \end{pmatrix} \right\} \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_{N-1} \\ f_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_{N-1} \\ g_N \end{pmatrix} \quad (17)$$

수식 (17)에서 좌변의 앞쪽의 행렬은 영상  $T$ 를 나타내고 뒷부분은 왼쪽 경계영역  $T_l$ 과 오른쪽 경계영역  $T_r$ 의 합을 나타내고 모두 더한 열화함수는 순환행렬이 된다. 2차원의 경우는 block-circulant-circulant-block 행렬(BCCB)로 나타나며 이는 간단히  $3 \times 3$  크기의 영상과 열화함수로 나타낸 다음 수식에서 선으로 표시한 바와 같이 블록Toeplitz 구조를 지니며 각 블록자신도 순환행렬의 형태를 지닌다.

$$\begin{pmatrix} g_{11} \\ g_{12} \\ g_{13} \\ g_{21} \\ g_{22} \\ g_{23} \\ g_{31} \\ g_{32} \\ g_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_{22} & h_{21} & h_{23} & | & h_{12} & h_{11} & h_{13} & | & h_{32} & h_{31} & h_{33} \\ h_{23} & h_{22} & h_{21} & | & h_{13} & h_{12} & h_{11} & | & h_{33} & h_{32} & h_{31} \\ h_{21} & h_{23} & h_{22} & | & h_{11} & h_{13} & h_{12} & | & h_{31} & h_{33} & h_{32} \\ \hline h_{32} & h_{31} & h_{33} & | & h_{22} & h_{21} & h_{23} & | & h_{12} & h_{11} & h_{13} \\ h_{33} & h_{32} & h_{31} & | & h_{23} & h_{22} & h_{21} & | & h_{13} & h_{12} & h_{11} \\ h_{31} & h_{33} & h_{32} & | & h_{21} & h_{23} & h_{22} & | & h_{11} & h_{13} & h_{12} \\ \hline h_{12} & h_{11} & h_{13} & | & h_{32} & h_{31} & h_{33} & | & h_{22} & h_{21} & h_{23} \\ h_{13} & h_{12} & h_{11} & | & h_{33} & h_{32} & h_{31} & | & h_{23} & h_{22} & h_{21} \\ h_{11} & h_{13} & h_{12} & | & h_{31} & h_{33} & h_{32} & | & h_{21} & h_{23} & h_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_{11} \\ f_{12} \\ f_{13} \\ f_{21} \\ f_{22} \\ f_{23} \\ f_{31} \\ f_{32} \\ f_{33} \end{pmatrix} \quad (18)$$

수식(18)과 같이 주기적인 경계조건이 사용되면 행렬은 블록순환이 되고 이산 퓨리에 변환(DFT)을 통해 대각화 할 수 있다<sup>[8]</sup>. 대각행렬이 되면 역행렬을 구하기가

쉬워지기 때문에 실제적인 적용에 있어 특히 2차원 영역에서 계산량의 효율성을 높일 수 있다. 하지만 주기적인 경계조건 역시 주기적이지 않은 영상을 일부러 주기적으로 만들어주면서 불연속 영역이 발생하게 되고 이 부분을 에지영역으로 판단하고 영상의 경계부분으로부터 경계왜곡현상이 발생하게 된다.

### 3. 반사적 경계조건(Neumann)

실제로 주기적이지 않는 영상을 주기적이라고 가정하여 만든 경계조건 역시 불연속점으로 인한 경계왜곡현상이 발생한다. 이를 개선하여 만든 반사적 경계조건은 외부정보를 추정할 때 가까이 있는 정보가 보다 더 유사하기 때문에 경계정보를 반사적으로 늘리는 방법<sup>[8,12]</sup>이다. 수식(12)에서

$$\begin{cases} f_0 = f_1 \\ \vdots \\ f_{m+1} = f_m \\ \vdots \\ f_N \end{cases} \quad \text{and} \quad \begin{cases} f_{N+1} = f_N \\ \vdots \\ f_{N+m} = f_{N-m+1} \\ \vdots \\ f_1 \end{cases}, \quad (19)$$

이다. 수식(13)에 적용하면 ( $J$ 는  $J^2 = I$ 인 반단위행렬(anti-identity Matrix)이다.)

$$[T + (0|T_r)J + (T_r|0)J]f = g,$$

$$\left\{ \begin{pmatrix} h_0 & \cdots & h_m & \phi \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ h_m & \ddots & \ddots & h_m \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \phi & h_m & \cdots & h_0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} h_1 & \cdots & h_m & \phi \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ h_m & \ddots & \ddots & h_m \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \phi & h_m & \cdots & h_1 \end{pmatrix} \right\} \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_{N-1} \\ f_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_{N-1} \\ g_N \end{pmatrix} \quad (20)$$

수식 (20)의 행렬식에서 좌변의 앞쪽 행렬은 영상  $T$ 를 나타내고 뒷부분 행렬은 영상의 왼쪽 경계영역과 오른쪽 경계영역이  $J$ 의 영향으로 반대쪽 대각성분이 서로 같은 Hankel행렬로 만든 후 서로 더한 행렬이다. 2차원 영역의 경우는 block Toeplitz-plus-Hankel matrix with Toeplitz-plus-Hankel blocks(BTHTHB)<sup>[8]</sup>로 나타나며 이는 BTTB+BTHB+BHTB+BHIB행렬들의 합으로 이루어진다. BTHTHB 행렬은 BCCB의 구조가 깨져있기 때문에 2차원 DFT를 이용하여 대각화할 수 없다<sup>[8]</sup>. Neumann경계조건은 경계부분의 안쪽과 바깥쪽을 대칭적으로 반사시켜 만들었기 때문에 경계부분의 오차율을 낮출 수 있고, 뿐만 아니라 BTHTHB행렬이 대칭행렬이면 discrete cosine transform(DCT)을 이용하여 대각화하여 계산량을 줄일 수 있다.

### IV. 에지감쇄(Edgetaper)

3절에서 소개한 경계조건방법들은 어느 한쪽 경계를 부드럽게 맞출 수는 있지만 영상복원과정에서 사용될 DFT를 고려하여 영상을 주기적으로 보면 여전히 불연속적인 면이 발생한다. 따라서 영상복원과정 이전에 전처리 과정으로 이러한 경계왜곡을 유발하는 양쪽 경계영역의 밝기값이 맞지 않아 불연속적인 에지영역을 임의의 PSF를 이용하여 순환 중첩적분으로 한번 더 인위적인 블러링을 하여 양쪽 경계의 불연속적인 성분을 부드럽게 이어주는 방법이 에지감쇄이다. 이 방법에 따르면 각 화소값의 가중치는 PSF에 의해 결정된다. 이 PSF를 1차원으로 배열하고 그 결과의 자기상관관계를 구한다. 경계부분을 따라 인위적으로 부드럽게 열화시킨 영상의 가중치는 자기상관관계의 정규화한 값이고, 전처리하지 않은 관찰영상의 가중치는 1에서 자기상관관계의 정규화한 값을 뺀 값이다. 이와 같이 경계부분의 인위적으로 열화시킨 영상과 관찰된 열화영상을 융합<sup>[13]</sup>할 때 이 부분 역시 부드럽게 이어주기 위하여 수식(21)과 같은 선형적인 가중치 합을 적용한다.

$$X_{et} = \beta \cdot X_{ob} + (1 - \beta) \cdot X_{ab}, \quad (21)$$

여기에서  $X_{et}$ 는 에지감쇄된 결과영상을 나타내고,  $X_{ob}$ 는 관찰된 열화영상을  $X_{ab}$ 는 인위적으로 한번 더 열화시킨 영상을 나타낸다. 매개변수인  $\beta$ 는 가중치를 나타낸다. 출력영상  $X_{et}$ 는 가중치로 인하여 영상의 경계부분  $X_{ab}$ 로부터 영상의 중심영역  $X_{ob}$ 까지 부드럽게 이어지는 영상이 된다. 이 방법은 주기적으로 확장시킨 영상에서 불연속점을 이어주기 때문에 경계왜곡문제에 관하여 향상된 결과를 보인다. 하지만 영상복원 과정에서 경계부분을 부드럽게 만들었던 PSF에 대한 복원처리는 없기 때문에 영상의 경계부분은 여전히 열화된 상태로 남아있다. 이것은 가중치 합에 의한 공간 변형적 열화에 대해 공간 불변의 복원방법으로 완벽히 복원할 수 없음을 보여준다. 그럼 3은 영상의 경계영역에서 관찰된 열화영상과 인위적으로 열화시킨 영상을 융합할 때의 가중치 값을 두 개의 서로 다른 점선으로 표현한 것이다. 즉 왼쪽 그림에서 왼쪽 끝부분은 인위적으로 열화시킨 영상이 되고 오른쪽으로 갈수록 점차 관찰된 열화영상의 가중치가 더욱 높아지다가 오른쪽 끝부분이 되면 관찰된 열화영상이 되는 것이다.

그림 3과 같이 가중치 합을 이용해서 에지감쇄된 영

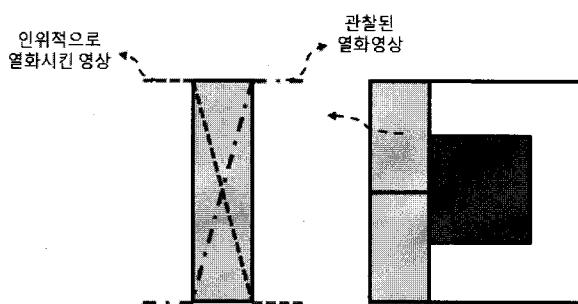


그림 3. 경계부분에만 적용시킨 가중치 합을 이용한 에지감쇄

Fig. 3. Edgetapering using weighted sum only about boundary region.

상을 만들 때 중심부까지 적용하지 않고 경계부분만 처리하면 공간 변형적 열화에 의한 문제를 다소 해결할 수 있다. 뿐만 아니라 이와 같이 복원되지 않고 남아있는 부분에 대한 문제해결을 위해 다음 절에서 다룰 영상 외삽법을 사용하여 바깥영역을 추정한 뒤 추정된 영역에만 에지감쇄를 적용하는 방법도 있다. 하지만 에지감쇄방법은 이러한 향상된 결과에도 불구하고 영상을 다시 한 번 열화시키고 두 영상을 융합하는 과정으로 계산량이 많아지는 문제가 있다.

## V. 외삽법(Extrapolation)

경계왜곡이 발생하지 않는 복원영상을 얻기 위해서는 경계값의 외부정보에 대한 정확한 해를 찾는 것이 매우 중요하다. 열화영상에 영향을 주었던 영상 외부정보의 결핍으로 복원과정에서 원하지 않는 부작용이 발생하여, 그 결과로 경계부분에서 중심영역까지 링잉현상으로 침투하기 때문이다. 영상 외삽법<sup>[14]</sup>은 알고 있는 영상의 내부정보들을 이용하여 구하고자 하는 외부영역의 해를 추정하는 것으로 정보를 연속적이고 부드럽게 만드는 것이 중요하다. 가장 간단한 외삽법은 수식(22)과 같이 영상의 가장 끝부분의 경계값을 동일한 값으로 늘리는 방법이다.

$$f = (\cdots, f_1, f_1 | f_1, f_2, \cdots, f_{N-1}, f_N | f_N, f_N \cdots)^T \quad (22)$$

여기에서 점선은 실제 영상의 경계를 의미한다. 이와 같은 방식을 사용하면 영상의 경계부분이 같은 값으로 부드럽게 이어져 경계왜곡을 줄일 수 있다.

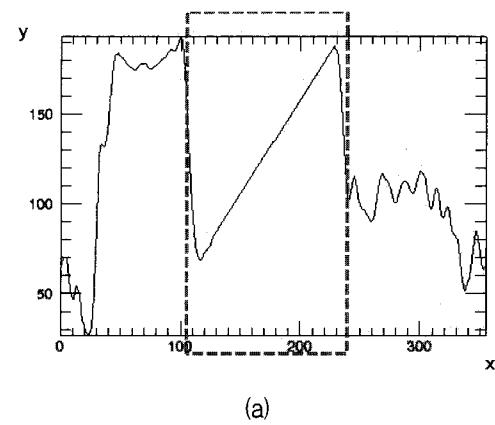
조금 더 복잡한 방법으로 선형 외삽법(Linear Extrapolation)<sup>[21]</sup>이 있다. 선형 외삽법은 추정하고자 하

는 점에서 가장 가까운 알고 있는 두 점을 이용하여 1차 방정식을 만들어서 예측하는 방법이다. 추정하고자 하는 점  $P_{est}(x, y)$ 의 가장 가까운 두 개의 점을  $(x_N, y_N), (x_{N-1}, y_{N-1})$ 이라고 하면

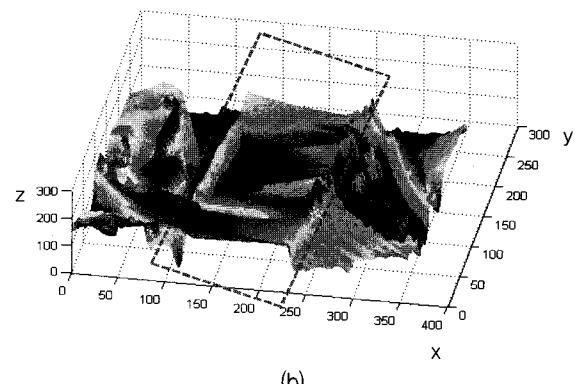
$$y = y_{N-1} + \frac{y_N - y_{N-1}}{x_N - x_{N-1}}(x - x_{N-1}), \quad (23)$$

와 같은 1차 선형 방정식을 구해서 외부영역을 예측할 수 있다. 물론 두 개의 점 뿐만 아니라 더 많은 점들의 정보를 이용하여 포함되는 점들로 만들어진 기울기들의 평균을 사용하는 방법도 가능하다. 이는 선형예측(Linear Prediction)방법<sup>[15]</sup>과 유사하다.

또 다른 방법으로는 영상을 주기적으로 확장하였을 때 발생하는 불연속점의 양쪽 경계 가장자리의 두 점을 이용하여 1차 선형방정식을 만들고 두 점 사이의 외부영역의 값을 선형적으로 추정하여 이어주는 방법이다.



(a)



(b)

그림 4. (a) 선형 외삽법을 적용한 경계부분의 2차원 그래프, (b) 선형 외삽법을 적용한 경계부분의 3차원 그래프

Fig. 4. (a) Illustrate a 2-D graphical model from boundary extended using linear extrapolation, (b) illustrate a 3-D graphical model from boundary extended using linear extrapolation.

이렇게 확장된 영상의 표현이 다음 식과 같다.

$$f = \underbrace{\left( \frac{f_1 + f_N}{2}, \dots, f_1 - \frac{f_N}{2L}, f_1, f_2, \dots, f_N, f_N + \frac{f_1 - f_N}{2L}, \dots, \frac{f_1 + f_N}{2} \right)}_{L} \quad (24)$$

for  $i=1, \dots, 2L$

$$f_{est}(i) = f_1 - \sum_0^i \frac{f_i - f_N}{2L},$$

여기에서  $f_{est}(i)$ 는 확장되는 외부영역의 추정값들이고  $2L$ 은 확장시킬 화소의 길이이다. 이 방법은 양쪽 경계부분의 밝기값의 차이를  $2L$ 등분하여 한 화소씩 늘어날 때마다 값을 점차 증가 또는 감소시켜 경계부분을 부드럽게 이어준다. 다시 말해서 그림 4의 점선 박스 안의 값들은 영상경계 외부영역의 추정된 값들이다. 그림 4는 외삽법을 이용하여 확장된 부분을 보기 쉽도록 양쪽 경계부분을 순환적으로 이동하여 볼이고 그 사이의 영역을 선형적으로 추정하여 2차원과 3차원으로 나타낸 것이다. 2차원 그래프에서  $x$ 축은 레나영상 200번째 줄의 수평부분의 값이고  $y$ 축은 밝기값을 나타낸다. 3차원 그래프에서  $x$ 축과  $y$ 축은 각각 영상의 수평, 수직방향을 나타내고  $z$ 축은 밝기값을 나타낸다.

## VI. 제안하는 알고리듬

지금까지 영상복원과정에서 발생하는 경계왜곡을 효율적으로 제거하기 위한 여러가지 방법들을 살펴보았다. 이번 절에서는 이러한 방법들을 효과적으로 적용할 수 있는 알고리듬에 대해서 살펴보겠다. 우선 디지털 카메라 등의 영상획득장치로 영상을 얻고 열화된 영상의 PSF를 추정<sup>[16~19]</sup>한 뒤 경계왜곡 효과를 줄이기 위하여 앞서 기술하였던 방법들을 적용할 수 있을 것이다. 본 논문에서는 PSF에 대한 정보는 알고 있다는 가정하에 고해상도 영상을 블록단위로 분할하여 적은 계산량으로 경계왜곡을 줄이면서 고속으로 영상을 복원하는 방법을 제안한다. 영상 복원 방법은 영상처리 분야에서 대표적으로 중첩적분 등의 많은 계산량을 필요로 하는 방법이다. 효과적으로 계산량을 줄이기 위하여 FFT를 사용하여 중첩적분을 단순 곱셈을 이용하여 처리한다. 뿐만 아니라 FFT계산의 복잡함을 줄이기 위하여 영상을 블록단위로 분할하여 고속으로 영상을 복원한다. 먼저 고해상도 영상을 여러 개의 서브블록으로 나눈다. 이때 서브블록의 크기가 에지테이퍼나 외삽법을 이용하여 영상복원의 전처리 과정으로 확장하였을 때 2<sup>n</sup>형태로 FFT를 적용할 수 있는 크기가 되어야 한-

표 1. 2048x1024 영상에 대한 서브블록의 크기에 따른 2차원 FFT의 계산량 비교

Table 1. Comparison of computations of 2-D FFT the sub-blocks in a 2048x1024 image.

블록크기	블록개수	FFT계산량	복잡도(%)
2048x1024	1	$21 \times 2^{21}$	100
512x512	8	$18 \times 2^{21}$	86
256x256	32	$16 \times 2^{21}$	76
128x128	128	$14 \times 2^{21}$	67
64x64	512	$12 \times 2^{21}$	57

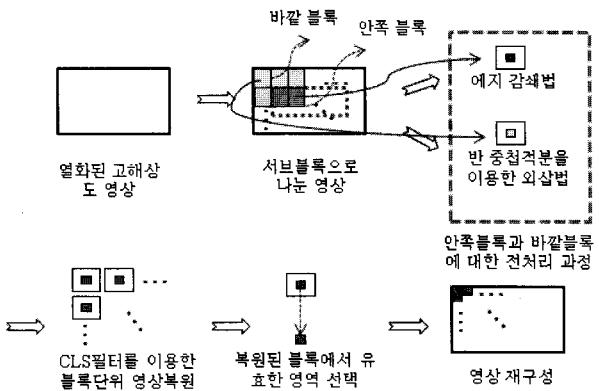


그림 5. 제안하는 알고리듬의 개요

Fig. 5. Overview of proposed algorithm.

다.  $2048 \times 1024$ 크기영상의 FFT계산량<sup>[20]</sup>은  $21 \times 2^{21}$ 이고  $64 \times 64$ 크기의 서브블록으로 나누면 512개의 블록으로 나뉘며 각각  $12 \times 2^{12}$ 의 계산량을 필요로 한다. 이처럼 영상전체를 계산하는 것보다 서브블록으로 나누어 계산을 하면 서브블록의 크기에 따라서 단지 57% 계산량으로 만으로도 해를 구할 수 있다. 표1은 서브블록의 크기에 따라 FFT계산량의 효율을 보여준다.

블록의 크기가 작아지면 작아질수록 계산량은 줄어들지만 그만큼 영상의 경계왜곡 부작용은 더 심해진다.

그림 5는 제안하는 알고리듬의 과정을 보여준다. 여기에서 영상을 블록단위로 나눌 때 2가지 종류로 분류를 한다. 첫 번째는 가장 바깥쪽의 블록들과 두 번째는 안쪽의 블록들로 분류할 수 있다. 나뉘어진 블록의 외부영역의 값을 알고 있는 것과 모르는 것으로 분류하여 영상복원과정 이전에 전처리단계에서 적용하는 알고리듬을 달리 하기 위함이다. 먼저 가장 바깥쪽의 블록들의 전처리방법은 반 중첩적분(half-convolution: HC)을 이용한 외삽법을 사용한다. 앞서 소개하였던 외삽법은 좋은 결과를 보이지만 확장영역의 값을 구할 때 좌우의 값만 고려하고 수직방향의 성분은 고려하지 않았다. 그림 6은 열화함수 PSF를 고려한 외삽법으로 수직방향의

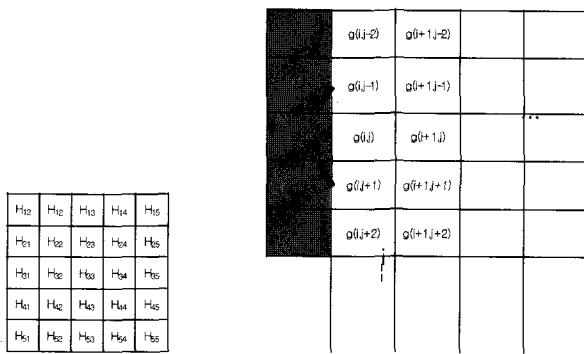


그림 6. 반 중첩적분을 이용한 외삽법

Fig. 6. Extrapolation using half-convolution.

성분까지 고려한 중첩적분을 사용하여 외부영역을 추정한다.

그림 6에서 추정하는 화소값  $E(i,j)$ 는 다음식과 같이 계산된다.

$$E(i,j) = \sum_{m=\frac{M-1}{2}}^{M-1} \sum_{n=0}^N h(i,j;m,n)g(m,n), \quad (25)$$

여기에서  $E(i,j)$ 는 중첩적분을 이용하여 추정한 영상의 외부영역을 나타내고,  $M$ 과  $N$ 은 PSF의 크기이다. 중첩적분을 적용할 때 외부의 정보는 없으니까 알고 있는 영상의 내부정보만을 이용하는 절반의 중첩적분이다. PSF크기를 고려하여 같은 크기만큼 외부영역을 추정하고 마찬가지로 양쪽 경계부분을 선형적 외삽법을 이용하여 부드럽게 확장시킨다. 이 방법은 확장하는 영역의 수직성분까지 포함하기 때문에 경계왜곡에 대해 더욱 효율적이다. 두 번째로 안쪽의 블록들에 대한 전처리 과정의 알고리듬은 에지 감쇄법을 이용한다. 경계왜곡발생의 가장 큰 원인이었던 영상의 외부정보를 알고 있기 때문에 외삽법을 사용하는 것보다 에지감쇄법을 이용하여 양쪽 경계부분을 부드럽게 이어주면 보다 좋은 결과가 나타난다. 에지감쇄법은 4절에서 소개한 경계부분에 대하여 가중치 합을 이용한 방법을 사용하였다.

전처리 과정을 마친 각각의 블록들은 다음 수식과 같이 잘 알려진 제한된 최소 자승법(Constraint Least Square: CLS)<sup>[5]</sup> 필터를 이용하여 복원한다.

$$G_{cls}(k,l) = \frac{H^*(k,l)}{\|H(k,l)\|^2 + \lambda \|C(k,l)\|^2}, \quad (26)$$

$H(k,l)$ ,  $C(k,l)$ 과  $H^*(k,l)$ 는 각각 PSF  $h(i,j)$ 와 고주파통과필터  $c(i,j)$ 의 DFT,  $H(k,l)$ 의 결례 복소수를

나타낸다.  $\lambda$ 는 결과영상의 부드럽고 날카로움을 조절하는 정칙화 매개변수이다. CLS필터는 DFT를 이용하여 주파수 공간에서 복원처리를 하기 때문에 제안하는 방법을 이용하여 계산량을 상당히 줄일 수 있다. 마지막 단계로 이렇게 각각 복원된 블록들에서 테두리부분을 제외한 유효한 영역을 선택하여 다시 고해상도 영상으로 재구성한다.

## VII. 실험결과

본 절에서는 고찰하였던 기존의 경계왜곡문제에 대한 방법들과 제안하는 알고리듬에 대한 실험결과를 제시한다. 이번 실험에서는 경계조건에 대한 정확한 효과를 확인하기 위하여 잡음은 없도록 처리하였다. 그림 7에서 (a)는 원본영상이고, (b)  $7 \times 7$ 크기의 정규 열화 PSF를 이용하여 열화된 영상이다. 본 논문에서는 PSF에 대한 정보는 알고 있다고 가정한다. 만약 PSF에 관한 정보가 없다면 적절한 PSF추정 방법들을<sup>[16~19]</sup> 사용할 수 있다. 실제 영상획득장치를 통해 얻은 영상과 동일한 환경을 만들기 위하여  $512 \times 512$ 크기의 영상을 열화시킨 후에 중심부분의  $256 \times 256$ 크기로 잘라내서 실험하였고 CLS필터의 정칙화 매개변수는 0.01로 사용하였다. (c)는 획득한 열화영상에 경계왜곡을 줄이기 위한 전처리 과정없이 복원하여 경계왜곡이 심한 것을 확인할 수 있다. (d), (e), (f)는 3절의 경계조건에 관한 BTTB, BCCB, BTHTHB로 전처리한 후 복원한 결과 영상이다. 미세하게 결과가 향상됨을 보여준다. (g)는 Matlab의 내장함수인 edgetaper를 사용한 에지감쇄법을 적용한 결과 영상이다. 이 방법은 관찰된 열화영상을 인위적으로 한 번 더 열화시킨 후 두 영상을 IV절에서 설명한 바와 같이 가중치 합을 이용하여 융합하는 방법이다. 이렇게 두 가지 종류의 PSF로 열화된 영상을 하나의 PSF로 복원하게 되어 경계왜곡은 줄어들지만 경계부분에 대하여 정확한 복원이 이루어지지 않게 된다. 경계부분의 정보를 손실하게 되는 문제가 있다. (h)는 단순하게 양쪽 경계부분을 맞춰주는 선형 외삽법을 적용하여 복원한 영상이다. (i)와 (j)는 각각 제안하는 중첩적분을 사용한 외삽법과 제안하는 에지감쇄법을 전처리 과정에서 사용하여 복원한 결과영상이다. 경계왜곡의 부작용을 줄이는데 상당히 좋은 결과를 보임을 확인할 수 있다. 표 2는 각 영상에 대한 신호대 잡음비(Peak signal to noise ratio: PSNR)<sup>[1]</sup>를 이용하여 실험결과를 객관적으로 비교할 수 있도록 하였다.

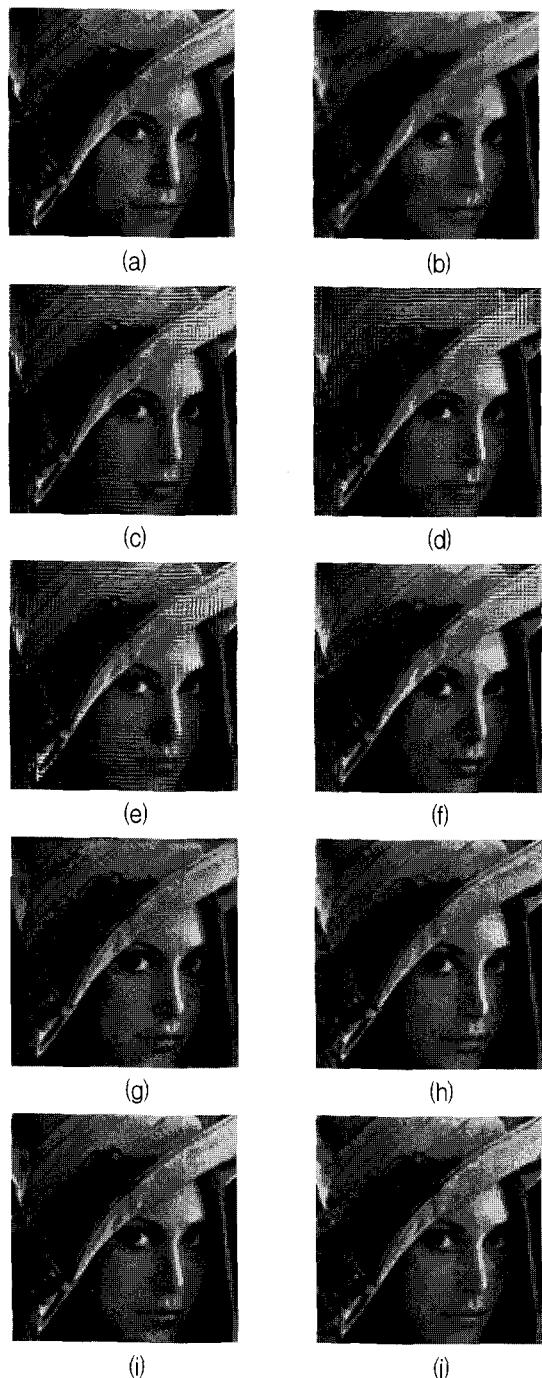


그림 7. (a) 원영상, (b) 열화영상( $7 \times 7$ ), (c) 전처리 과정없이 복원, (d) BTTB, (e) BCCB, (f) BTHTHB, (g) 에지감쇄(Matlab), (h) 선형외삽법, (i) 제안하는 외삽법, (j) 제안하는에지감쇄

Fig. 7. (a) Original image, (b) Blurred image with  $7 \times 7$  uniform blur, (c) Restored image without any preprocessing, (d) BTTB, (e) BCCB, (f) BTHTHB, (g) Edgetaper(using Matlab), (h) Linear extrapolation, (i) Proposed extrapolation, (j) Proposed edgetaper.

그림 8은 제안한 알고리듬을 고해상도 영상( $2048 \times 1024$ )에 적용한 영상이다. (a)영상은 원본영상이고,

표 2. 복원된 영상의 PSNR  
Table 2. PSNR of restored image.

알고리듬	PSNR(dB)
전처리없이 복원	18.5536
BTTB	19.3959
BCCB	19.6118
BTHTHB	23.6448
에지감쇄(Matlab)	29.2998
선형외삽법	30.1288
제안한 외삽법	33.1676
제안한 에지감쇄	35.0232

표 3. 고해상도 영상에 적용한 결과영상의 PSNR(dB)  
Table 3. PSNR(dB) of high resolution restored image.

방법	전처리 없이 블록단위 복원	제안하는 알고리듬
블록 크기		
512x512	27.9236	37.6834
256x256	25.0564	35.7311
128x128	21.1930	34.7477
64x64	19.0738	33.5952

(b)는  $7 \times 7$ 크기의 정규 열화PSF를 이용하여 열화시킨 영상이다. (c)는 경계왜곡에 대한 전처리 과정없이 FFT의 계산량을 줄이기 위하여  $256 \times 256$ 크기의 블록단위로 영상복원 결과이다. 각각의 블록에서 경계왜곡이 심하게 나타남을 확인할 수 있다. (d)는 제안하는 알고리듬을 사용하여 바깥블록은 HC를 이용한 외삽법, 안쪽 블록은 에지감쇄법을 사용하여 복원한 결과이다. (e)와 (f)는 고해상도 영상전체를 표현하기 힘들어 (c)와 (d)의 영상을 경계부분을 포함하여  $512 \times 256$ 크기로 잘라서 실제크기로 확대한 영상이다. (f)영상을 보면 제안된 외삽법을 적용한 영상 왼쪽의 경계부분에는 여전히 경계왜곡이 조금 남아 있음을 확인할 수 있다. 표 3은 PSNR을 이용하여 객관적으로 비교하였다. 제안하는 알고리듬은 서브블록의 크기에 따라 계산량의 감소와 화질이 유동적이다. 블록의 크기가 크면 클수록 좋은 결과를 나타내지만 계산량은 늘어나고 경계왜곡현상은 보다 더 심해진다. 다시 말해서 블록의 크기와 화질은 서로 타협관계이다. 이는 반복적인 실험을 통한 경험치로 구할 수 있다. 본 논문에서는 실험을 통하여  $512 \times 512$ 크기의 블록에 0.01의 람다값을 가진 CLS필터로 복원한 결과가 PSNR값과 영상결과의 비교를 통해 가장 좋은 결과를 얻었다. 그렇기 때문에 우리는 블록의 크기를 정할 때 신중을 기해야 한다.

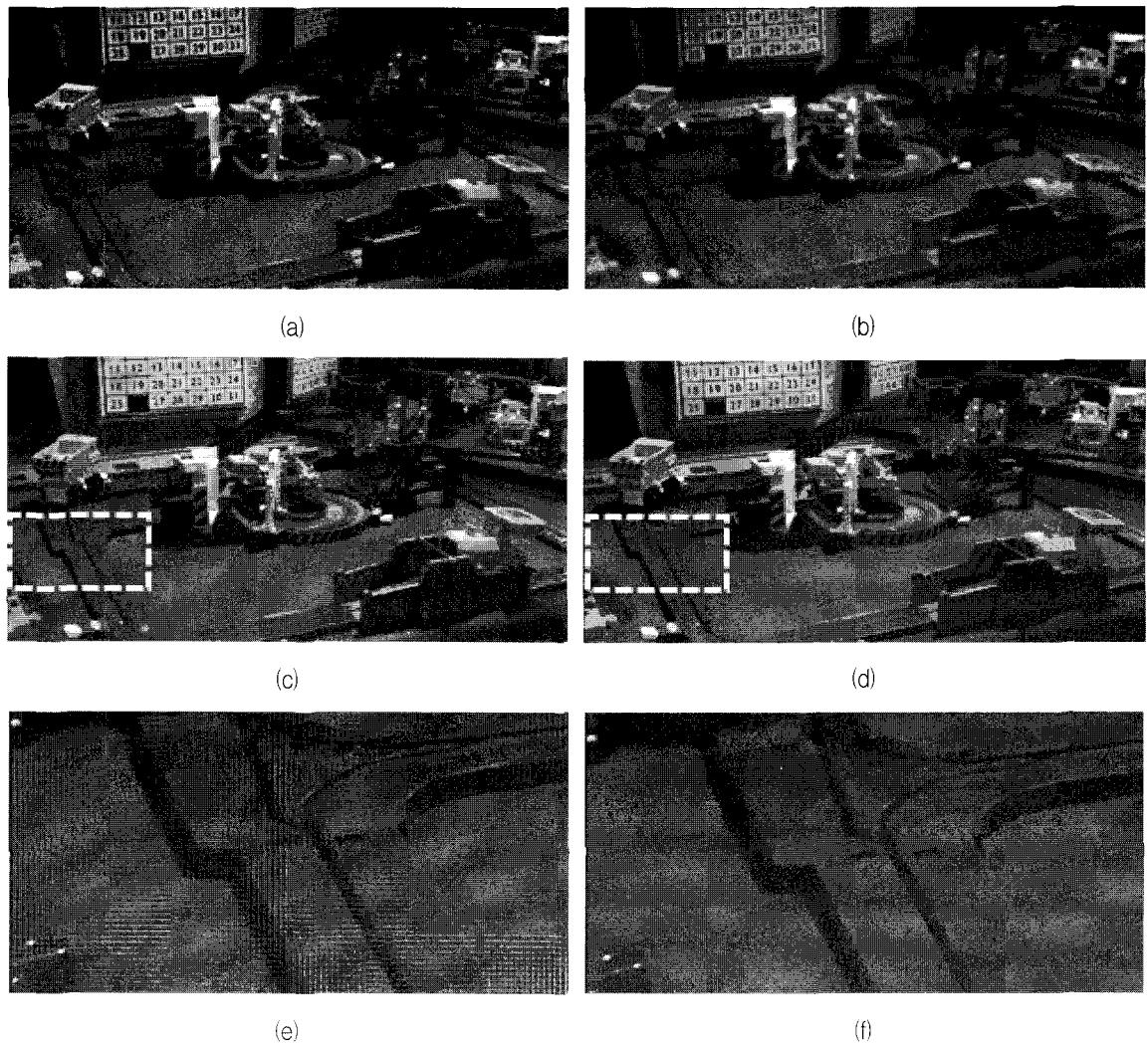


그림 8. (a) 원영상(2048x1024), (b) 열화영상(7x7), (c) 전처리과정 없이 블록단위로 영상복원, (d) 제안하는 알고리듬으로 전 처리후 블록단위로 영상복원, (e) (c)영상의 실제크기, (f) (d)영상의 실제크기

Fig. 8. (a) Original image(2048x1024), (b) Blurred image with 7x7 uniform blur, (c) Block-based restoration image without any preprocessing, (d) Block-based restoration image using proposed algorithm, (e) Crop by 512x256 image from(c), (f) Crop by 512x256 image from(d).

### VIII. 결 론

영상처리 기술이 발전함에 따라 고해상도의 영상처리에 대한 관심이 많아지고 복원과정에서 발생하는 부작용들에 대해 많은 연구가 진행되고 있다. 본 논문에서는 고속으로 영상을 복원하기 위하여 FFT를 사용하여 주파수 영역에서 처리하면서 발생되는 몇 가지 부작용 중에서 경계왜곡에 대한 분석과 현재까지 제안된 영상처리 기술에 대해서 고찰하고 정리하였다. 경계왜곡을 줄이기 위한 기술은 크게 (i) 경계조건, (ii) 에지 감쇄법, (iii) 영상외삽법으로 나눌 수 있다. 뿐만 아니라 경계왜곡없이 FFT의 계산량을 줄이면서 고속으로 영상복원이 가능하게 하는 블록단위 영상복원 알고리듬을

제안하였다. 우리는 영상복원과정에 있어서 중요한 두 가지 문제를 고려하여야 한다. 하나는 영상복원과정이 많은 계산량을 필요로 하다는 문제와 다른 하나는 공간불변의 영상복원방법을 사용함으로써 몇 가지 부작용들이 발생한다는 문제이다. 본 논문에서 제안한 블록단위에 기반한 영상복원방법은 두 가지 문제를 모두 개선하였으며 앞으로 더욱 향상시킬 수 있는 발전 가능성을 보이고 있다. 실험적 결과에서 고해상도영상의 경우 전처리과정이 없는 복원영상(25.0564)과 제안하는 방법의 복원결과(35.7311)과 같은 PSNR수치를 통해 경계왜곡 문제가 효과적으로 개선되었음을 확인할 수 있다. Markov Random Field(MRF)<sup>[22]</sup>등 확률적 영상 처리 기술에 대한 연구가 많이 진행되고 있다. MRF는 영상

내부의 손상된 영역을 확률적으로 추정하는 방법이다. 이러한 확률적 기술에 대한 연구를 영상외부 추정에 적용하면 경계왜곡문제 해결에 보다 좋은 결과를 가져올 수 있을 것이다.

### 참 고 문 헌

- [1] M. R. Banham and A. K. Katsaggelos, "Digital image restoration," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 14, no. 2, pp. 24-41, March 1997.
- [2] A. Tekalp and M. Sezan, "Quantitative analysis of artifacts in space-invariant image restoration," *Multidimensional Systems and Signal Processing*, vol. 1, pp. 143-177, June 1990.
- [3] J. Woods, J. Biemond, and A. Tekalp, "Boundary value problem in image restoration," *Proc. Sixth Int. Conf. Acoust. Speech Signal Processing*, pp. 18.11.1-18.11.4, 1985.
- [4] H. C. Andrews and B. R. Hunt, *Digital image restoration*, Englewood Cliffs, Prentice-Hall, New Jersey, 1977.
- [5] R. Gonzalez and R. Woods, *Digital Image Processing*. New York: Addison Wesley, 1992.
- [6] A. N. Tikhonov and V. Y. Arsenin, *Solution of ill-posed problems*, Winston, 1977.
- [7] S. John, "Algorithms and Applications," MATLAB Image Processing Toolbox function, 1981.
- [8] M. Ng, R. Chan, and W. Tang, "A fast algorithm for deblurring models with Neumann boundary conditions," *SIAM*, vol. 21, no. 3, pp. 851-866, 1996.
- [9] J. H. Koo and N. K. Bose, "Spatial restoration with reduced boundary error," *Proc. Mathematical Theory of Networks and Systems*, 2002.
- [10] J. Chun and T. Kailath, *Numerical Linear Algebra, Digital Signal Processing and Parallel Algorithms*, pp. 215-236. Springer-Verlag, 1991.
- [11] M. Ng and N. Bose, "Mathematical analysis of super-resolution methodology," *IEEE Signal Processing magazine*, May 2003.
- [12] F. Aghdasi and R. Ward, "Reduction of Boundary Artifacts in Image Restoration," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 5, no. 4, pp. 611-618, April 1996.
- [13] V. Maik, D. Cho, J. Shin, D. Har, and J. Paik, "Color-shift model-based segmentation and fusion for digital auto focusing," *Journal Imaging Science, Technology*, vol. 51, no. 4, July 2007.
- [14] Athanasios and Papoulis, *Signal Analysis*, Polytechnic institute of New York, McGraw-Hill, 1977.
- [15] J. Makhoul, "Linear prediction: A tutorial review" *Proceeding of the IEEE*, vol. 63, pp. 561-580, April 1975.
- [16] R. Lagendijk, J. Biemond, and D. Boekee, "Identification and restoration of noisy blurred images using the expectation-maximization algorithm," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process.*, vol. 38, no. 7, pp. 1190-1191, July 1990.
- [17] S. Reeves and R. Mersereau, "Blur identification by the method of generalized cross-validation," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 1, no. 7, pp. 301-311, July 1992.
- [18] Y. Chung and J. Paik, "Motion analysis in image sequences and its application to image restoration," *IEICE Trans. Fundamentals of Electronics, Communications, Computer Sciences*, vol. E82-A, no. 6, pp. 893-898, June 1999.
- [19] D. Kundur and D. Hatzinakos, "Blind image deconvolution," *Signal Processing Magazine*, vol. 13, pp. 43-64, May 1996.
- [20] 백준기, 조남익, 신호와 시스템, 학술정보, 2003년 11월.
- [21] S. Reeves, "Fast image restoration without boundary artifacts," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 14, no. 10, pp. 1448-1453, October 2005.
- [22] C. S. Won and R. M. Gray, *Stochastic Image Processing*, Kluwer Academic, Plenum Publishers, 2004.

---

저자소개

---



**임 성 준(학생회원)**  
 2006년 중앙대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 2007년 현재 중앙대학교 첨단영상  
 대학원 석사과정 재학중.  
 <주관심분야 : 영상복원, 고해상  
 도영상 >



**김 동 균(학생회원)**  
 2007년 중앙대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 2007년 현재 중앙대학교 첨단영상  
 대학원 석사과정 재학중.  
 <주관심분야 : 영상복원, 영상안  
 정화>



**신 정 호(정회원)**  
 1994년 중앙대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 1998년 중앙대학교 전자공학과  
 석사 졸업.  
 2001년 중앙대학교 첨단영상  
 대학원 영상공학과 박사  
 졸업  
 2007년 현재 한경대학교 웹정보공학과 교수.  
 <주관심분야 : 영상처리, 영상복원, 고해상도영상,  
 영상융합, 컴퓨터 시각>



**백 준 기(평생회원)**  
 1984년 서울대학교 제어계측  
 공학과 학사 졸업.  
 1987년 노스웨스턴대학교 전기 및  
 컴퓨터 공학과 석사 졸업.  
 1990년 노스웨스턴대학교 전기 및  
 컴퓨터 공학과 박사 졸업.  
 2007년 현재 중앙대학교 첨단영상대학원  
 영상공학과 교수.  
 <주관심분야: 영상복원, 신호처리, 반도체>