

논문 2009-46SP-3-13

# 지역 분할을 통한 비선형 외삽법 기반 영상 복원 기법

## (Nonlinear Extrapolation Based Image Restoration Using Region Classification)

한 종 우\*, 황 민 철\*, 왕 태 식\*\*, 고 성 제\*\*\*

(Jong-Woo Han, Mn-Cheol Hwang, Tae-Shick Wang, and Sung-Jea Ko)

### 요 약

본 논문에서는 지역 특성에 기반한 주파수 영역에서의 비선형 외삽법을 통한 영상 복원 기법을 제안한다. 기존의 비선형 외삽법은 객체의 경계 부분에서 링잉(ringing) 현상이 발생한다는 단점이 있다. 제안된 영상 복원 기법은 기존의 단점을 보완하기 위해 영상의 지역적 특징을 고려하는 적응적 복원 기법을 도입하였다. 즉, 열화된 영상을 일정 크기의 블록으로 나누고, 각 블록의 특성을 파악하여 단순한 영상을 포함한 블록, 한 개의 경계를 포함한 블록, 그리고 복잡한 영상을 포함한 블록으로 구분한다. 각 블록의 특징에 따라 적응적인 비선형 외삽법을 적용하여 영상을 복원한다. 실험 결과에서 제안하는 알고리즘이 기존의 방법보다 주관적, 객관적 관점에서 향상된 화질을 갖는 것을 알 수 있다.

### Abstract

In this paper, we propose a locally adaptive image restoration method based on nonlinear extrapolation in frequency domain. In general, the conventional method causes ringing artifacts on the object boundary. To solve this problem, we introduce an improved restoration method which considers textures of an image block. In the proposed method, a blurred image is divided into several blocks, and each block is classified into three groups; simple, one edge, and complex blocks according to the contained texture. Depending on the classification result, adaptive nonlinear extrapolation is applied to each block in a blurred image. Experimental results show that the proposed algorithm can achieve higher quality image in both subjective and objective views as compared with the conventional method.

**Keywords :** 영상 복원, 영상 흐림 제거, 비선형 외삽법, 지역 분할

## I. 서 론

영상 획득 시, 객체의 움직임이나 카메라의 움직임, 카메라의 상태 등에 따라 다양한 종류의 영상 흐림(blur)이 발생할 수 있다<sup>[1]</sup>. 이러한 영상 흐림은 영상의 화질을 심각하게 저하시키므로 이를 제거하기 위해 다양한 종류의 영상 복원 기법들이 개발되었다<sup>[2]</sup>.

영상 흐림을 제거하는 가장 대표적인 기법인 역컨볼루션 기법<sup>[3]</sup>은 왜곡된 영상을 원래의 선명한 영상과 point spread function (PSF)로 표현되는 흐림 현상의 컨볼루션으로 모델링하고, 이를 역컨볼루션을 이용하여

영상의 화질을 복원하는 기법이다. 이러한 역컨볼루션 방법은 PSF를 알고 있다는 가정으로 시작하지만 실제 환경에서는 어떤 PSF에 의해 영상 흐림 현상이 발생했는지 알지 못한다. 그러므로 역컨볼루션을 이용한 영상 복원을 위해서는 PSF 예측 단계가 필요하다<sup>[4]</sup>. 하지만, 기존에 PSF 예측 방법으로도 정확한 PSF를 예측하기는 힘들고, PSF를 예측하기 위해 부가적인 계산량이 발생하는 등의 한계가 있다.

다른 영상 복원 기법으로는 원영상의 고주파 성분을 예측하여 영상을 복원하는 외삽법(extrapolation)이 있다. 외삽법은 흐림 현상을 영상의 고주파 성분이 손실되어 발생한다고 가정하고 손실된 고주파 성분을 예측하고 선형(linear) 또는 비선형(nonlinear) 외삽법을 적용하여 화질을 복원한다. 하지만 기존의 외삽법은 영

\* 정회원, \* 학생회원, \*\*\* 평생회원, 고려대학교 전자공학과

(Dept. Electronic Engineering, Korea University)  
접수일자: 2008년12월4일, 수정완료일: 2009년4월13일

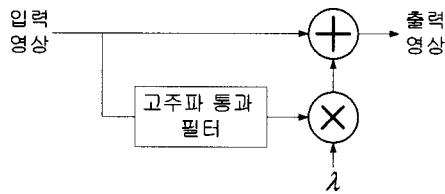


그림 1. 언샤프 마스크 기법의 흐름도  
Fig. 1. Flowchart of unsharp masking.

상 전체를 일괄적으로 처리하기 때문에 지역적 특징에 따라 오버슈트(overshoot)나 링잉(ringing) 현상 등의 왜곡이 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 본 논문에서는 영상의 지역 특성을 파악하고, 그 결과에 따라 적응적으로 흐림 현상을 제거하는 개선된 비선형 외삽법을 제안한다. 먼저 흐림 왜곡이 있는 영상을 일정한 크기의 블록으로 나누고, 각각의 블록이 포함하고 있는 영상의 특징을 파악한다. 그 결과에 따라, 각각의 블록을 단순한 영상을 포함한 블록, 한 개의 경계를 포함한 블록, 복잡한 영상을 포함한 블록으로 구분한다. 이렇게 구분된 블록에 대해서 적응적인 비선형 외삽법을 적용하여 화질이 개선된 복원 영상을 획득한다.

본 논문의 구성은 아래와 같다. II장에서는 기존의 비선형 외삽법을 이용한 화질 개선 방법을 소개하고 III장에서는 제안된 알고리즘을 설명한다. 그리고 IV장에서는 실험 결과와 분석을 설명하고, 마지막으로 V장에서는 본 논문의 내용을 정리하고 이에 대한 결론을 제시한다.

## II. 기존의 외삽법을 이용한 영상 복원

일반적으로 외삽법은 영상의 흐림 현상이 영상의 고주파 성분이 손실되어 발생하였다고 가정한다. 영상은 주파수 영역에서 앨리어싱(aliasing)이나 중첩이 없는 저주파 성분과 고주파 성분의 합으로 나타낼 수 있다. 즉, 원영상  $F$ 는 고주파 성분  $F_H$ 와 저주파 성분  $F_L$ 의 합으로 나타낼 수 있다. 결국, 흐림 현상으로 인해 열화된 영상을 원영상의 저주파 통과 필터 결과라고 가정할 때, 손실된 고주파 성분은  $F_H$ 가 되고, 이를 정확하게 예측하면 영상을 복원할 수 있다.

대표적인 기존의 선형 외삽법은 언샤프 마스크(unsharp-masking)이다<sup>[6]</sup>. 그림 1과 같이 언샤프 마스크는 열화된 영상에서 고주파 성분을 추출하고 추출된 고주파 성분을 다시 열화된 영상에 더해줌으로써 영상의 선명도를 개선하는 기법이다. 언샤프 마스크를 영상

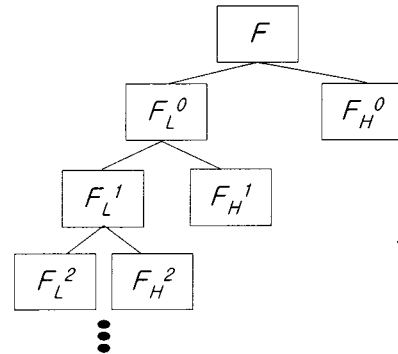


그림 2. 영상에 적용된 라플라시안 피라미드의 예 복 원  
Fig. 2. Example of Laplacian pyramid.

에 적용하면 잃어버린 고주파 성분을 어느 정도 보상해주는 효과를 얻을 수 있다. 하지만, 흐림 현상으로 열화된 영상에서 추출한 고주파 성분은 원영상의 고주파 성분과 일치하는 것이 아니다. 따라서 단순한 고주파의 강조만으로는 정확한 영상 복원 결과를 얻기 힘들다.

보다 정확한 고주파 성분의 예측을 위해서 Greenspan 등<sup>[6]</sup>은 비선형 외삽법을 제안하였다. 이 비선형 외삽법은 손실된 원영상의 고주파 성분을 예측하기 위해서 라플라시안 피라미드(Laplacian pyramid)<sup>[7]</sup>를 응용하여 구현되었다.  $F_L^n$ 과  $F_H^n$ 을 각각  $n$ 번째 단계의 저주파, 고주파 통과 필터 결과라고 할 때, 그림 2와 같은 라플라시안 피라미드를 생성할 수 있다. 흐림 현상으로 인해 열화된 영상을  $F_L^0$ 이라 했을 때, 언샤프 마스크 기법에서는  $F_H^1$ 을 그대로  $F_H^0$ 로 가정하고 영상을 복원하였으나, Greenspan 등은  $F_H^1$ 을 이용하여 보다 정확한  $F_H^0$  예측을 하였다. 즉,  $F_H^1$ 의 파형을 그대로 유지한 채, 비선형 연산자와 밴드 통과 필터를 이용해  $F_H^0$ 를 예측하기 위해 아래의 식을 제안하였다.

$$\widehat{F}_H^0(u, v) = BPF(s \times B(F_H^1(u, v))), \quad (1)$$

여기서  $s$ 는 실험적 상수이고,  $BPF(\cdot)$ 는 라플라시안 영역 통과 필터 결과를 뜻한다. 그리고 비선형 필터  $B(\cdot)$ 는 아래와 같이 정의된다.

$$B(x) = \begin{cases} T, & \text{if } T < x \\ x, & \text{if } -T < x < T, \\ -T, & \text{if } x < -T \end{cases} \quad (2)$$

여기서  $T$ 는 실험적 임계치이다.  $F_L^0$ 에 (1)을 이용하여 얻어진  $\widehat{F}_H^0$ 을 적용하여, 식 (3)과 같이 복원된 영상을

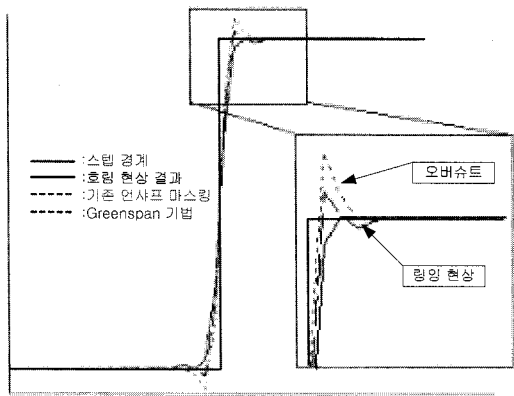


그림 3. 스텝 경계에서 기존의 언샤프 마스크와 Greenspan의 기법 비교  
 Fig. 3. Comparison between unsharp masking and Greenspan's methods.

얻는다.

$$\tilde{F}(u, v) = F_L^0(u, v) + \widehat{F}_H^0(u, v). \quad (3)$$

그림 3은 기존의 언샤프 마스크와 Greenspan의 기법을 1차원 스텝 경계를 이용하여 비교한 결과이다. 기존의 언샤프 마스크 기법은 흐려진 신호의 고주파 성분을 강조하여, 보상된 결과가 원영상의 값보다 커서 오버슈트(overshoot)가 발생한다. 반면, Greenspan의 기법은 기존의 언샤프 마스크를 이용한 기법보다 원영상에 가까운 복원 영상을 얻게 해준다는 장점이 있으나, 영상에 따라 링잉(ringing) 현상이 발생한다는 단점이 있다. 특히, 한 개의 경계를 포함한 영역에서 링잉 현상이 두드러지게 나타난다.

### III. 제안된 기법

본 논문에서 제안된 기법은 먼저 영상을 여러 블록으로 나누어 지역적 특성을 파악한다. 이 결과에 따라 각 블록에 적응적인 비선형 외삽을 실행하여 개선된 화질의 복원 영상을 얻는다.

#### 1. 블록의 특성 분석 및 구분

제안된 방법의 첫 번째 단계는 효과적인 외삽을 위해 영상의 특성을 지역적으로 구분하는 것이다. 영상을 일정 크기의 블록으로 나누고, 나뉜 블록의 화소값을 이용하여 블록들을 각각 단순한 영상을 포함한 블록, 한 개의 물체 경계를 포함한 블록, 그리고 복잡한 영상을 포함한 블록으로 구분한다.

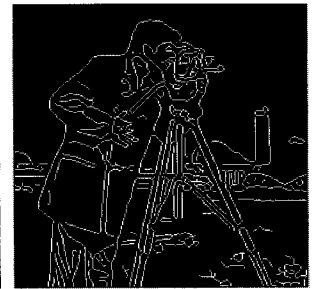
블록의 성질을 분석하기 위해서 Canny 경계 검출 기



(a)



(b)



(c)

그림 4. 경계 검출의 예 (a) 원영상  
 (b) Sobel 경계 검출 기법으로 검출된 경계  
 (c) Canny 경계 검출 기법으로 검출된 경계  
 Fig. 4. Example of edge detection. (a) Original image.  
 (b) Sobel edge detection.  
 (c) Canny edge detection.

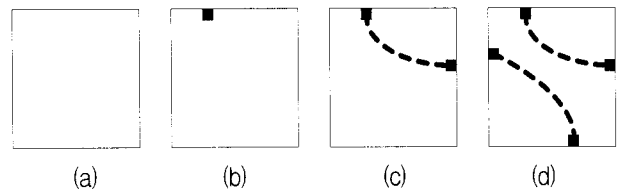


그림 5. 블록 가장자리에서 Canny 경계 검출값의 예  
 (a) 검출값 없음 (b) 1개 검출 (c) 2개 검출  
 (d) 4개 검출  
 Fig. 5. Example of edge detection on block boundaries.  
 (a) No detection. (b) One detected point.  
 (c) Two detected points. (d) four detected points.

법<sup>[8]</sup>을 사용하였다. Canny 경계 검출 기법은 Sobel 경계 검출 기법에서 보다 정확한 경계 위치 파악을 위해서 후처리 단계가 추가된 기법이다. 그림 4는 경계 검출 기법을 사용한 예를 보여 준다. Sobel 경계 검출 기법은 그림 4(b)에서 보다시피, 경계가 있을 것이라 판단된 위치가 광범위하게 검출된다. 하지만 Canny 경계 검출 기법은 그림 4(c)에서 보듯, 경계가 있는 부분이 Sobel 경계 검출 결과보다 명확하게 검출된다.

Canny 경계 검출값을 바탕으로 한 개의 경계가 블록 안에 있다면, 블록 가장자리에 최소 2개의 검출값이 존재하기 때문에 블록 안의 영상에 관계없이 각 가장자리

에 Canny 경계 검출값만으로도 블록을 구분할 수 있다.

따라서 각 블록들은 해당 블록의 가장자리에 있는 Canny 경계 검출값만을 이용하여 구분된다. 제안하는 기법에서는 각 블록의 가장자리에 Canny 경계 검출값이 없거나 1개 있으면 평평한 블록(블록1), 두 개의 값이 존재하면 한 개의 경계를 포함한 블록(블록2), 그 세 개 이상 존재하면 복잡한 영상을 포함한 블록(블록3)으로 구분한다. 예를 들어 설명하면, 그림 5(a)나 (b)와 같이 블록 가장자리에 Canny 경계 검출값이 없거나 하나이면 블록1로 구분되고, 그림 5(c)와 같이 2개 있다면 블록2, 그림 5(d)와 같이 3개 이상이면 블록3으로 구분된다.

2. 블록에 따른 영상 복원

평평한 영상을 포함한 블록1에서는 고주파 성분이 거의 없기 때문에 비선형 외삽법으로 고주파 성분을 넣은 효과가 미미하다. 하나의 경계가 포함된 블록2는 그 경계 성분 때문에 높은 고주파 성분이 검출되지만, 블록 전체에 비선형 외삽법을 적용하게 되면 경계 옆에서는 링잉 현상이 발생하기 쉽다. 복잡한 영상이 포함된 블록3은 높

은 고주파 성분이 검출되고, 평평한 부분이 거의 없어서 링잉 현상이 발생하는 빈도가 낮다.

본 논문에서는 이러한 블록들의 특징에 따라 다른 가중치를 두어 아래의 식과 같이 영상을 복원한다.

$$\tilde{F}(u,v) = F_L^0(u,v) + \omega \times \widehat{F}_H^0(u,v), \tag{4}$$

여기서  $\omega$ 는 블록에 따른 가중치이다. 블록1의 경우, 블록에 포함된 영상이 평평하여 흐림 현상에 의한 열화가 거의 나타나지 않기 때문에  $\omega$ 의 값을 0으로 한다. 블록3의 경우, 복잡한 영상에서는 링잉 현상이 두드러지지 않기 때문에 영상의 선명도를 최대한 높일 수 있도록  $\omega$ 의 값을 1로 하여 Greenspan의 기법을 그대로 사용한다. 그러나 블록2의 경우에는 한 개의 경계를 포함하기 있기 때문에 링잉 현상이 나타나기 쉬운 블록이다. 따라서 포함된 경계의 비율에 의해 가중치를 조절하여 링잉 현상을 최소화시켜야 한다.  $C_\Phi$ 와  $C_\Omega$ 를 각각 블록  $\Phi$ 와 그에 해당하는 블록의 가장자리  $\Omega$ 에 포함된 Canny 경계 검출값이라 할 때,  $C_\Phi$ 의 양에 따라 블록에 포함된 영상의 복잡도가 결정된다. 그러므로 아래와 같은 식을 통해 예측된 고주파 성분의 가중치를 조절할 수 있다.

$$\omega = \begin{cases} 0, & \text{if } C_\Omega < 2 \\ \alpha \sum C_\Phi, & \text{if } C_\Omega = 2, \\ 1, & \text{if } C_\Omega > 2 \end{cases} \tag{5}$$

여기서  $\alpha$ 는 영상 화소값의 편차에 따른 실험적 상수이다.

IV. 실험

본 실험에서는 Cameraman (256×256), Lena (512×512), Airplane (512×512), Boat (512×512) 등의 다양한 영상들을 통해 제안된 기법의 성능을 평가했다. 흐림 현상은 Greenspan 등의 논문에서와 같이 모든 영상에 대해 가우시안 19×19 필터 ( $\sigma = 0.92$ )을 통해 구현했고, (1)의  $F_H^1$ 을 구하기 위해서는 가우시안 5×5 마스크 ( $\sigma=1$ )을 사용하였다. 노이즈는 노이즈 제거 알고리즘에 의해 모두 제거되었다고 가정했다. (4)를 계산하기 위한 가변 변수  $s$ 는 5로 정의되었으며,  $T$ 는  $0.4 \cdot H_{\max}$ 로 정의되었다<sup>[5]</sup>. 여기서  $H_{\max}$ 는  $H_1$ 의 성분 중 최대값을 나타낸다. 제안된 기법에서 블록 분석을 위한 블록 크기는 8로 정의되었다.

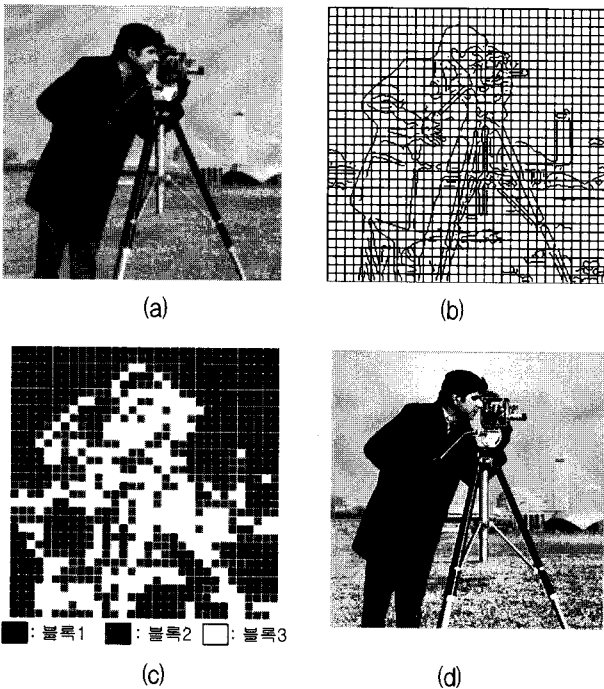


그림 6. 제안된 기법의 단계적 흐름 (a) 흐려진 원영상 (b) Canny 경계 검출값 (c) 블록 구분 (d) 복원된 영상

Fig. 6. The procedure of the proposed method. (a) The blurred image. (b) Canny edge detection with divided blocks. (c) Block classification. (d) The restored image.

표 1. 제안된 기법의 ISNR과 SNR 성능 비교 (dB)

Table 1. Comparison of ISNR and SNR performance between the conventional and proposed methods (dB).

	<i>Cameraman</i>		<i>Lena</i>		<i>Airplane</i>		<i>Boat</i>	
	ISNR	SNR	ISNR	SNR	ISNR	SNR	ISNR	SNR
언샤프 마스킹	2.94	26.01	3.37	29.29	5.05	36.44	3.04	30.95
Greenspan의 기법	3.37	26.44	3.77	29.69	5.7	37.08	3.38	31.29
제안된 기법	3.62	26.78	3.93	29.84	5.81	37.20	3.55	31.46

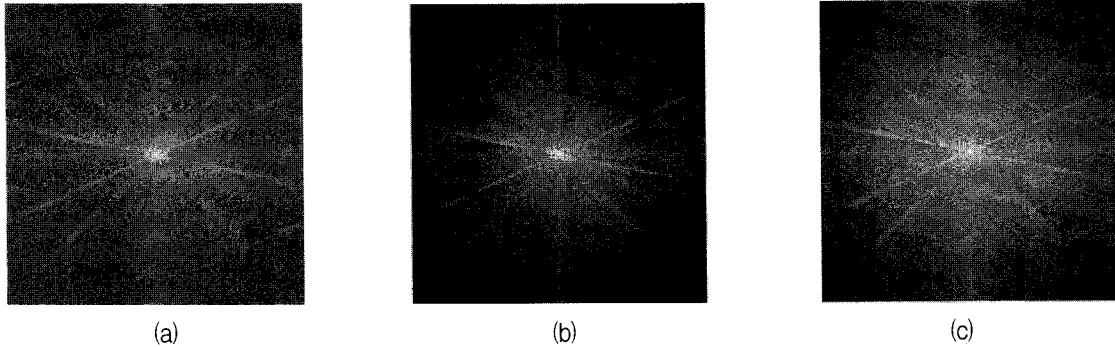
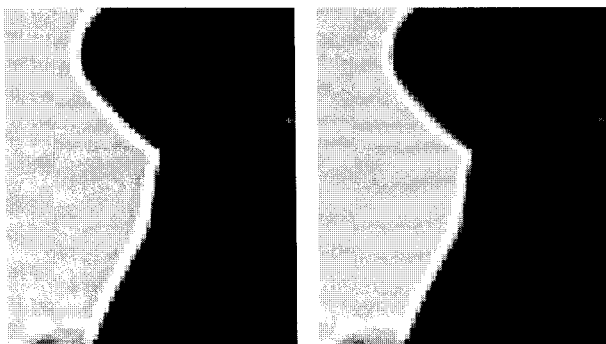


그림 7. 주파수 영역에서 제안된 기법의 성능 평가 (a) 원영상 (b) 흐림 현상에 의해 열화된 영상 (c) 제안된 기법으로 복원된 영상

Fig. 7. Comparison of frequency components between the blurred and restored images. (a) Original image. (b) Blurred image. (c) Restored image.

1. 제안된 기법의 단계적 결과

그림 6은 실험의 단계적 결과를 나타낸다. 그림 6(a)와 같이 흐림 현상으로 인해 열화된 영상을 Canny 경계 검출법을 이용하여 영상의 경계를 찾아낸다. 제안하는 블록 구분 방법에 의한 결과 그림 6(c)와 같이 각 블록이 구분되었다. 그림 6(c)에서 검은 블록, 회색 블록,



(a) (b)

그림 8. *Cameraman*에서 Greenspan 등의 기법과 제안된 기법의 링잉 현상 비교 (a) Greenspan 등의 기법 (b) 제안된 기법

Fig. 8. The objective image quality comparison between Greenspan's and proposed methods using *Cameraman*. (a) Greenspan's method. (b) The proposed method.

그리고 하얀 블록은 각각 블록1, 2, 3을 나타낸다. 블록들은 해당 영역에 따라 가중치를 두고 영상을 복원되어 그림 6(d)와 같이 높은 화질의 영상을 얻는다.

2. 제안된 기법의 성능 평가

객관적인 영상 복원 기법의 성능평가를 위해 일반적으로 많이 사용되는 SNR과 ISNR을 이용하였다.

$$SNR = 10 \log \frac{\|F\|}{\|F - \tilde{F}\|}, \tag{6}$$

$$ISNR = 10 \log \frac{\|F - F_L^0\|}{\|F - \tilde{F}\|}, \tag{7}$$

여기서  $\|\cdot\|$ 는 L2 놈(norm)을 의미한다.

표 1은 각 영상에 대해 SNR과 ISNR을 계산한 결과를 보여준다. 제안한 기법은 언샤프 마스킹과 비교하여 ISNR에서 약 0.6dB, SNR에서 약 0.7dB 정도 증가하였다. 또한, Greenspan의 기법보다 제안하는 기법이 ISNR에서 약 0.3dB, SNR에서 약 0.25dB 정도 증가한다는 사실도 알 수 있다.

그림 7은 제안된 기법의 영상 복원 성능을 알기 위해 *Cameraman* 영상을 주파수 영역에서 분석한 영상이다. 그림 7(b)를 보면, 가운데 저주파 성분은 원영상과 유사

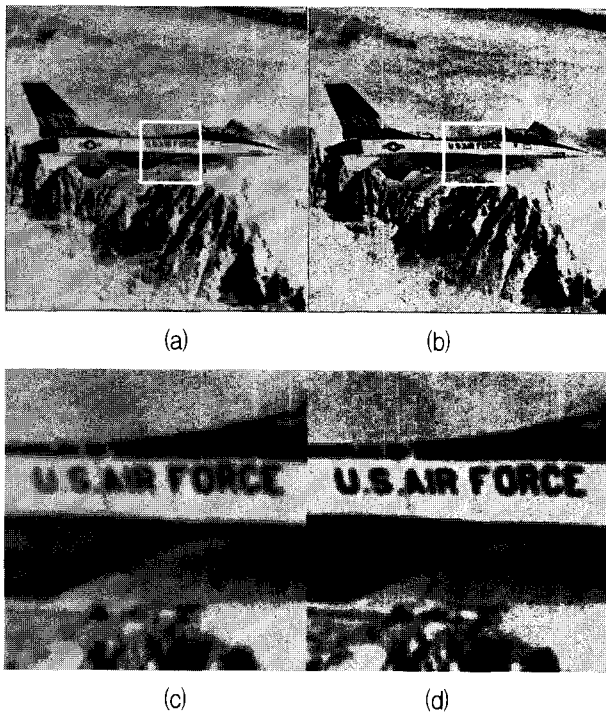


그림 9. *Airplane*에서 제안된 기법의 주관적 성능 평가  
 (a) 흐려진 원영상 (b) 복원된 영상  
 (c) (a)의 확대된 영상 (d) (b)의 확대된 영상  
 Fig. 9. The objective image quality comparison between the blurred and proposed methods using *Airplane*.  
 (a) The blurred image. (b) The restored image.  
 (c) The enlarged image of (a).  
 (d) The enlarged image of (d).

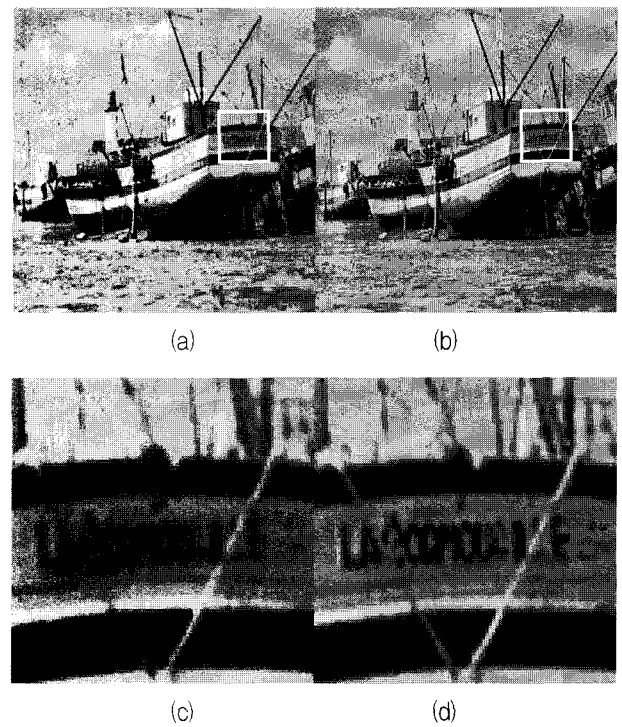


그림 10. *Boat*에서 제안된 기법의 주관적 성능 평가  
 (a) 흐려진 원영상 (b) 복원된 영상  
 (c) (a)의 확대된 영상 (d) (b)의 확대된 영상  
 Fig. 10. The objective image quality comparison between the blurred and proposed methods using *Boat*.  
 (a) The blurred image.  
 (b) The restored image.  
 (c) The enlarged image of (a).  
 (d) The enlarged image of (d).

하지만, 외곽 지역으로 갈수록 밝기가 떨어져 가우시안 흐림 효과에 의해 영상의 고주파 성분들이 많이 손실되었음을 확인할 수 있다. 하지만 그림 7(c)를 보면, 제안된 기법으로 손실된 고주파 성분들이 복원되어 그림 7(a)와 상당히 유사해진 것을 확인할 수 있다.

그림 8에서는 Greenspan 등의 기법과 제안된 기법을 비교하기 위해서 *Cameraman* 영상의 일부를 확대한 것이다. Greenspan 등의 기법은 *Cameraman* 영상의 사람과 하늘사이 경계에서 심한 링잉 현상이 발생한다. 하지만 제안된 기법에서는 링잉 현상이 크게 완화된 것을 확인할 수 있다.

그림 9~10은 제안된 기법의 주관적 화질 평가를 위해 복원된 영상을 흐림으로 인해 열화된 영상과 제안된 기법으로 복원된 영상을 비교한 것이다. 모든 영상에서 링잉 현상 없이 고주파 성분이 복원되어 보다 선명한 화질을 갖는다는 것을 알 수 있다. 특히, 그림 9와 그림 10에서는 각각 비행기와 배에 적힌 글씨 부분에서 흐림 현상이 많이 제거되었음을 확인할 수 있다.

### V. 결 론

본 논문은 지역 특성에 기반한 주파수 영역에서의 비선형 외삽법을 통한 영상 복원 기법을 제안하였다. 열화된 영상은 지역적 특성을 분석하기 위해 일정 크기의 블록으로 나뉘진다. 각 블록의 특성은 Canny 경계 검출 값을 바탕으로 단순한 영상을 포함한 블록, 한 개의 경계를 포함한 블록, 그리고 복잡한 영상을 포함한 블록 등 3가지로 구분된다. 구분된 결과에 따라, 각 블록에 따라 다른 가중치를 갖는 비선형 외삽법을 적용하여 영상을 복원한다. 실험 결과에서 제안하는 알고리즘은 기존의 방법보다 주관적, 객관적 관점에서 향상된 화질 개선 효과를 갖는다는 것을 알 수 있다.

본 논문에서는 제안된 기법이 완벽한 노이즈 제거 기법을 가정하고 실험되었다. 이후 보다 향상된 흐림 현상 제거 기법을 위해 노이즈 제거의 실패 가능성을 염두에 둔 흐림 현상 제거 기법에 대한 연구가 필요하다.

또한, 실험적 상수  $\alpha$ 에 대한 심도 높은 연구를 진행하여 보다 높은 화질의 영상을 복원할 수 있게 한다.

참 고 문 헌

[1] M. Den-Ezra and K. Nayar, "Motion-based motion deblurring," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 26, no. 6, pp. 689-698, June 2004.

[2] G. Demoment, "Image reconstruction and restoration: Overview of common estimation structures and problems," IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 37, no. 12, pp. 2024-2036, Dec. 1989.

[3] P. A. Jansson, *Deconvolution of Image and Spectra*, Academic Press, second edition, 1997.

[4] Y. L. You and M. Kaveh, "A regularized approach to joint blur identification and image restoration," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 5, no. 5, pp. 416-428, Mar. 1996.

[5] A. Polesel, G. Ramponi, and V. J. Mathews, "Adaptive unsharp masking for contrast enhancement," Proc. ICIP, Oct. 1997, Vol. 1, pp. 267-270.

[6] H. Greenspan, C. H. Anderson, and S. Akber, "Image enhancement by nonlinear extrapolation in frequency space," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 9, no. 6, pp. 1035-1048, June 2000.

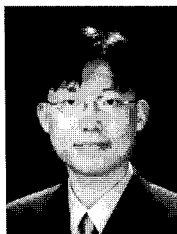
[7] P. J. Burt and E. A. Adelson, "The Laplacian pyramid as a compact image code," IEEE Trans. on Commun., Vol. COM-31, no. 4, pp. 532-540, Apr. 1983.

[8] J. Canny, "A Computational Approach to edge detection," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 8, no. 6, pp. 679-698, Nov. 1986.

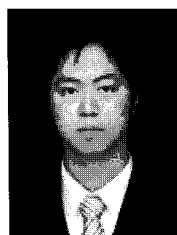
저 자 소 개



한 종 우(정회원)  
2005년 고려대학교 전자전기전파 공학과 학사 졸업.  
2005년~현재 고려대학교 전자 컴퓨터공학과 석박사 통합과정 재학  
<주관심분야 : 화질개선, 영상처리>



황 민 철(정회원)  
2003년 고려대학교 전자전기전파 공학과 학사 졸업.  
2003년~현재 고려대학교 전자 컴퓨터공학과 석박사 통합과정 재학  
<주관심분야 : 화질개선, 영상처리>



왕 태 식(학생회원)  
2006년 고려대학교 전자공학과 학사 졸업.  
2008년 고려대학교 전자전기 공학과 석사 졸업.  
2008년~현재 고려대학교 전자 전기공학과 박사 과정 재학  
<주관심분야 : 화질개선, 영상처리>



고 성 제(평생회원)  
1980년 고려대학교 전자공학과 학사 졸업.  
1985년 State Univ. of NewYork at Buffalo 전기 및 컴퓨터공학과 석사 졸업  
1988년 State Univ. of NewYork at Buffalo 전기 및 컴퓨터공학과 박사 졸업

1988년~1992년 The Univ. of Michigan, Dearborn 전기 및 컴퓨터공학과 조교수  
1996년 IEEE APCCS best paper award  
1997년 대한전자공학회 해동논문상  
1999년 한국통신학회 LG 학술상  
2000년 IET Fellow  
2004년 고려대학교 훌륭한 교수상 (학술부문)  
1992년~현재 고려대학교 전기전자전파공학부 정교수  
2008년~현재 대한전자공학회 부회장  
<주관심분야 : 영상처리 및 압축, 멀티미디어 통신>