

論文99-36S-2-7

# 초점불완전 열화추정 및 영상복원기법을 사용한 자동초점시스템

## (A Digital Auto-Focusing Algorithm Using Point spread function Estimation Image Restoration)

金相玖\*, 朴相來\*, 白俊基\*

(Sang Ku Kim, Sang Rae Park, and Joon Ki Paik)

### 요 약

점확산 함수(point spread function; PSF)의 정확한 추정은 복원결과가 원 영상에 얼마나 근접할 수 있는가를 결정한다는 점에서 영상처리의 중요한 연구 주제중의 하나가 된다. 본 논문에서는 PSF를 추정하기 위한 새로운 알고리즘을 제안하고, 이를 영상복원에 적용한 후 이를 기반으로 완전 디지털 자동초점 시스템을 제안한다. 자동초점시스템을 구현하기 위한 과정은 두 단계로 구성되어 있는데, 즉 에지 분류를 통한 PSF 측정과, 이를 이용한 영상복원이다. 보다 구체적으로, 입력 영상을 다수의 소 영상 혹은 블록으로 분할한 뒤, 에지를 포함하고 있는 블록들로부터 단위계단응답을 구하여 평균한 후, 2차원 등방성 PSF를 추정한다. 마지막으로 추정된 PSF를 사용하여 영상복원을 수행함으로써 초점이 맞는 영상을 구한다.

### Abstract

Estimation of the point spread function (PSF) is one of the main research topic of image processing, because it determines the performance of the auto-focusing system. In this paper, a new algorithm for PSF estimation is proposed, and its application to image restoration is also presented. The procedure for complete realization of the auto-focusing system consists of two steps: PSF estimation based on edge classification, and image restoration using the estimated PSF. More specifically, we divide input image into multiple small image or block, estimate unit step response and average them on the blocks which contain edge, and estimate 2-dimensional isotropic PSF from the 1 dimensional step response. Finally we obtain in-focused image by using image restoration based on the estimated PSF.

### I. 서 론

실제 영상시스템에는 움직임열화, 초점불완전열화, 대기불안정열화 등과 같은 많은 열화(劣化; de-gradation) 요인들이 존재한다. 그러나 대부분의 경우 분석적으로 점확산함수(point spread function; PSF)를 결정하기 위해서 필요한 사전 정보를 충분히 갖는

다는 것은 불가능하다. 따라서 이런 정보들을 관측영상으로부터 추정하고 결정하여야만 한다. 전형적으로 초점불완전열화는 물체가 렌즈거리로부터 정확하게 위치하지 않았을 때 발생한다. 이 경우 일반적인 카메라의 렌즈가 등근 원의 형태이므로 PSF는 동심원의 형태를 갖게되고, 이와 같은 동심원을 확산원(circle of confusion; COC)이라 한다.

Blind Deconvolution 방법으로는 주파수 영역 상의 Zero Crossing 방법과, ARMA모델 방법 등이 있다. Zero crossing 방법은 간단한 계산으로 PSF를 추정하는 장점이 있으나 잡음에 매우 민감하여 SNR

\* 正會員, 中央大學校 電子工學科  
(Dept. of Electronic Engineering, Chung-Ang University)

接受日字: 1998年6月16日, 수정완료일: 1998年11月9日

이 높은 영상일 경우에만 좋은 결과를 얻을 수 있는 단점이 있다. 또한 ARMA모델은 이론적으로는 이상적인 결과를 예상하나 실제 영상의 결과가 만족스럽지 않으며 갑작스런 변화에 민감한 결과를 나타낸다.

본 논문에서는 입력영상을 다수의 소영상, 혹은 블록들로 나눈 후, 각 블록들이 갖는 대표적인 에지 방향을 결정하고, 결정된 에지 방향에 수직인 1차원(1-dimensional; 1D) 단위계단응답(unit step response)을 구한다. 각 블록들로부터 구해진 1D 단위계단응답들을 모두 평균한 후, 그 결과로부터 2차원 COC의 지름과 각 샘플에 해당하는 값을 구한다. 구해진 COC가 영상시스템의 PSF로 사용되어서 영상복원을 수행하여 완전 디지털 방식으로 자동초점 기능을 수행하는 시스템을 제안한다.

초점불완전열화의 PSF를 추정하는데 있어 정확성을 높이기 위해서 입력영상을 다수의 블록으로 나누고 각각의 블록으로부터 1D 계단응답의 평균을 취했다. 최종적으로 2D PSF는 평균된 계단응답을 미분하여 추정하였다. 이때 입력 영상은 항상 물체와 배경사이에 불연속 선형경계를 갖는다고 가정한다. 일단 PSF가 추정되고 나면 계산의 복잡도나 처리시간과 같은 특정한 요구조건에 따라 다양한 종류의 영상복원필터를 선택적으로 사용할 수 있다.

표 1. 두 가지 기능 모듈의 구현 방법에 따른 여러 가지 초점 시스템의 분류

Table 1. Classification of various focusing systems based on the realization method of two functional blocks.

	초점 판단기능	상태조정 기능
수동초점시스템	인간의 주관적 판단	수동
적외선 혹은 초음파를 이용한 자동 초점시스템	적외선/초음파의 왕복 거리	초점렌즈의 이동
반 디지털 자동초점시스템	입력영상의 고주파 에너지를 추정	초점렌즈의 이동
제안된 완전디지털 자동초점 시스템	점확산함수의 추정	디지털 영상복원

대부분의 초점시스템은 초점판단기능과 상태조정기능의 두 기능모듈로 나눌 수 있다. 기존의 자동초점시스템들과 제안된 시스템 사이의 기능적인 차이점은 표 1과 같이 요약될 수 있다. 표에서 볼 수 있듯 제안된 자동초점시스템은 초점렌즈의 움직임에 대해 기계적인

부분이 없는 대신 입력영상의 PSF를 추정하고, 그 결과를 근거로 디지털 영상복원을 수행하여 자동초점기능을 수행한다. 그림 1은 제안된 방식의 블록선도를 보여준다.

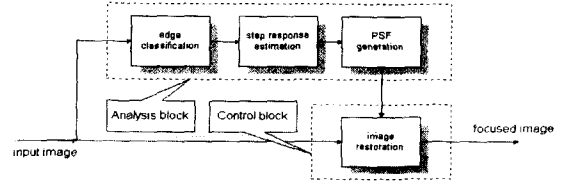


그림 1. 제안된 자동초점 시스템의 블록선도  
Fig. 1. Block diagram of the proposed auto-focusing system.

## II. 영상 복원의 기초

영상복원은 영상처리 분야에서 매우 중요한 기술 중의 하나로 연구되고 사용되어 왔다. 대부분의 경우에 있어서, 영상열화(image degradation) 과정은 가우시안 백색잡음(additive white Gaussian noise)이 부가된 2차원 선형공간불변시스템으로 모델링 할 수 있다. 즉,

$$y = Hx + \eta, \tag{1}$$

와같이 표현할 수 있는데, 여기서  $x$ 와  $y$ 는 차례로 원영상과 열화된 영상의 사전순서로 배열된 1차원 벡터를 나타내고, 이 모델에 근거하여 복원영상은

$$\hat{x} = Gy \tag{2}$$

와 같이 구해진다. 식 (1)에서 행렬  $H$ 는 첫번째 열이 영상시스템의 PSF의 샘플들과 같은 블록-토폴리츠 행렬을 나타내고, 행렬  $G$ 는 복원필터를 나타낸다. 식 (1)과 (2)에 해당하는 블록선도가 그림 2에 보여진다.

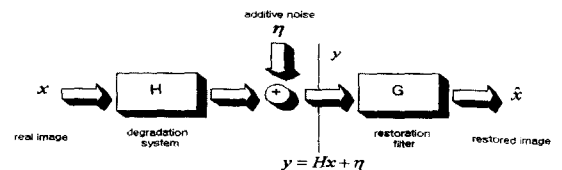


그림 2. 영상열화모델과 복원모델  
Fig. 2. Image degradation model and its restoration model.

영상복원문제는 열화된영상  $y$ 로부터 원영상(original

image)  $x$ 를 추정하는 과정으로 생각할 수 있다. 이와 같은 영상복원 과정은 대부분 관찰된 영상  $y$ 에서의 유한한 변동(bounded perturbation)이, 해(solution)  $x$ 에서 무한한 변동(unbounded perturbation)을 초래하는 ill-posed 문제가 된다. 식(1)과 같은 영상열화 모델을 근거로 하여 주어진 관측영상  $y$ 로부터 원영상  $x$ 를 복원하기 위한 다양한 방법들이 연구되어 왔다. 이들 중에는 ill-posed 문제를 well-posed 문제가 되도록 하는 정칙화(regularization)방법이 있는데, 이 방법에 의하면 해는 증폭된 해(rough least squares solution)와 부드러운 해(smoothness solution) 사이에 존재하며, 이러한 해의 위치는 정칙화 매개변수에 의해 조절된다. 영상복원 문제를 정칙화하기 위해서 사전(a priori) 평활도(smoothness) 제약조건이 복원 과정에 적용된다. 정칙화 접근 방식에 의한 해는

$$F(\lambda, x) = \|y - Hx\|^2 + \lambda \|Cx\|^2, \quad (3)$$

과 같은 범함수(functional)를 최소화 시킴으로써 구할 수 있다.

식(3)에서  $C$ 는 선형 고역통과 필터를 나타내고, 범함수  $\|Cx\|^2$ 는 주로 증폭된 잡음에 의한 고주파 성분을 억제하여 복원된 신호의 에너지를 제한하기 때문에 안정화 범함수(stabilizing functional)라고 한다.  $\lambda$ 는 평활도 제약조건의 양을 조절하는 라그랑제 승수(lagrange multiplier)이며, 정칙화 매개변수(regularization parameter)라고도 한다. 여기서  $\lambda$ 의 값이 감소하면 복원영상이 원영상에 충실한 반면 잡음이 증가되는 경향이 나타나고, 반대로  $\lambda$ 가 증가하면 복원영상이 더욱 부드러워진다. 따라서 함수  $F(\lambda, x)$ 을 최소화하기 위한 최적의  $\lambda$ 를 구해야 한다. 반면에 영상복원 문제는 제약조건을 가지는 최적이론을 바탕으로 하는 다음의 표준함수(criterion function)를 최적화 하는 것으로 귀결된다. 주어진  $\lambda$ 에 대해 식(3)을 최소화하는 것은 다음 식을 최소화하는 것과 같다.

$$F(x) = \frac{1}{2} x^T T x - b^T x \quad \text{for } 0 \leq x_i \leq 255, \quad i=1, \dots, L^2, \quad (4)$$

여기서  $x$ , 는 벡터  $x$ 의  $i$  번째 원소를 나타내고 벡터  $b$ 와 행렬  $T$ 는 각각 다음과 같이 정의된다.

$$b = H^T y, \quad \text{and} \quad T = H^T H + \lambda C^T C. \quad (5)$$

$F(x)$ 의 최소값은 다음 선형방정식의 해  $x$ 를 구하는

것과 같으며,

$$Tx = b. \quad (6)$$

해는 다음과 같이 구해진다.

$$x = T^{-1}b = (H^T H + \lambda C^T C)^{-1} H^T y. \quad (7)$$

2차원 이산푸리에변환(2D discrete Fourier transform; DFT)을 식(7)에 적용하면 다음과 같은 제약적 최소제곱(constrained least squared) 복원필터를 얻는다.

$$G_{CLS}(k, l) = \frac{H^*(k, l)}{|H(k, l)|^2 + \lambda |C(k, l)|^2}. \quad (8)$$

여기에서  $H(k, l)$ ,  $C(k, l)$ ,  $G_{cls}(k, l)$ 은 차례로 PSF, 고역통과필터, 복원필터의 주파수응답을 의미한다.

### III. 블럭에 의한 에지 분류

영상해석에 있어서 중요한 문제는 에지 검출과 분류이다. 일반적으로 에지는 각각 서로 다른 밝기값을 갖는 두 영역 사이의 경계를 의미한다. 본 논문에서는 블럭이산여현변환(block discrete cosine transform; BDCT)을 사용하여 해당 블럭들의 에지 존재여부 및 방향을 분류하고, 분류된 에지의 방향에 따른 1차원 계단응답을 구하여 영상시스템의 PSF를 추정하는 새로운 방법을 제안하였다. 보다 구체적으로는 BDCT 계수의 일부를 사용하여 각 블럭의 에지 방향을 분류하고, 분류된 에지에 따라 각각의 단위계단응답을 평균함으로써 영상전체의 계단응답을 추정한 후, 계단응답을 미분하여 2차원 PSF를 추정한다. 그리고 마지막으로 식(8)에서 주어진 CLS 복원필터를 사용하여 원래의 초점이 맞은 영상을 복원한다.

블럭의 크기가  $B \times B$  인 경우, 해당 BDCT 계수는 다음과 같이 표현된다.

$$C_i(k_1, k_2) = \alpha(k_1)\alpha(k_2) \sum_{n_1=0}^{B-1} \sum_{n_2=0}^{B-1} x(n_1, n_2) \cos \frac{\pi}{2B} k_1(2n_1+1) \times \cos \frac{\pi}{2B} k_2(2n_2+1),$$

$$\alpha(k) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{B}}, & \text{for } k=0, \\ \sqrt{\frac{2}{B}}, & \text{for } k=1, 2, \dots, B-1 \end{cases} \quad (9)$$

예를들어 블럭의 크기가  $8 \times 8$ 일 때 64개의 기본영상(basic images)에 대해서 1개씩, 모두 64개의 BDCT 계수가 생성되지만 제안된 에지분류 방식에서

는 수직과 수평 에지를 나타내는  $C(0,1)$ 과  $C(1,0)$ 만을 사용한다. 이 두 개의 계수는 다음과 같다.

$$C_{\text{ver}} = C(0,1) = \frac{\sqrt{2}}{8} \sum_{n_1=0}^7 \sum_{n_2=0}^7 x(n_1, n_2) \cos \frac{\pi}{16} (2n_2 + 1), \quad (10)$$

$$C_{\text{hor}} = C(1,0) = \frac{\sqrt{2}}{8} \sum_{n_1=0}^7 \sum_{n_2=0}^7 x(n_1, n_2) \cos \frac{\pi}{16} (2n_1 + 1).$$

그림 3에서 보여주는 바와 같이 이들 계수를 적절히 비교함으로써 각 블록의 에지 방향이 결정되는데 이에 해당하는 에지의 모양은 그림 4와 같다.

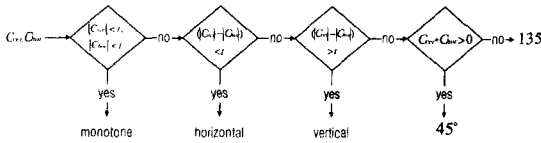


그림 3. 두 개의 BDCT계수를 사용한 에지분류 알고리즘  
Fig. 3. The proposed edge classification algorithm using two BDCT coefficients.

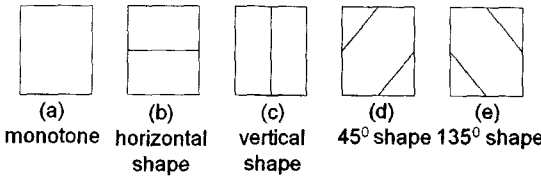


그림 4. 5개의 기본적인 에지의 모양  
Fig. 4. The five prototype edge patterns.

IV. 제안된 영상열화시스템 추정알고리즘

제안된 추정법에는 두 개의 가정이 이루어진다. 첫째, 입력 영상은 피사체와 배경사이의 경계로 인해 임의의 방향으로 하나 또는 그 이상의 이상적인 계단형태의 에지신호를 포함한다. 둘째, 비초점(out-of-focus)에 의해서 발생하는 PSF는 등방성(isotropic)으로 분포한다. 이상 언급한 가정을 근거로 제안된 열화추정 알고리즘을 요약하면 다음과 같다.

<에지추정 알고리즘>

1. 영상을 같은 크기의 여러 개의 블록으로 나눈다.
2. 각각의 블록들의 BDCT계수를 구한 뒤 그 계수 값으로 각각 블록의 에지를 검출하고 방향을 추정한 뒤, 검출된 에지의 수직 방향을 따라 추정된 계단응답을 평균한다.
3. 평균된 1D 계단응답의 값으로 COC반경을 구하고 각각의 동심원상의 계수 값을 구하여 2D 등방성

PSF를 계산한다.

$N \times N$  크기를 갖는 비초점 영상을  $B \times B$  부영상으로 나누면 관측 영상  $y$ 는  $\frac{N}{B} \times \frac{N}{B}$  개의 부영상들  $y_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, \frac{N^2}{B^2}$  로 나누어진다. 이때  $N$ 은 일반적으로  $B$ 의 배수라고 가정한다.  $S_i(n)$ 을  $y_i$  내에서 검출된 에지의 수직방향으로 분포하는 1D 계단응답이라고 가정하면, 이들의 평균은 다음과 같이 구해진다.

$$S(n) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M S_i(n), \quad \text{for } n = -R, \dots, R \quad (11)$$

식 (11)에서  $E$ 는 에지가 검출된 블록들의 집합을 나타내고,  $M$ 은 해당 블록의 총개수,  $R$ 은 추정할 PSF의 반지름이다. 위의 에지 분류 알고리즘을 적용함으로써 각각의 부영상에서 분류된 에지 방향에 수직인 1D 계단응답이 구해진다.

다음으로 만약 2차원 등방성 PSF에서 반지름 2인 동심원상의 계수들이라 하고,  $a_0$ 를 PSF의 중심,  $a_1$ 을 반지름 1인 동심원,  $a_2$ 를 반지름 2인 동심원상의 계수들이라 할 때,

$$a_{R-1} = \frac{a(1)}{T}$$

$$a_{R-2} = \frac{a(2)}{T} - 3a_R$$

$$a_{R-3} = \frac{a(3)}{T} - 3a_R - 5a_{R-1}$$

$$\vdots$$

$$a_1 = \frac{a(R-1)}{T} - 3a_R - \dots - (2R-3)a_2, \quad a_0 = \frac{a(R)}{T} - 3a_R - 5a_{R-1} - \dots - (2R-3)a_2 - (2R-1)a_1 \quad (12)$$

와 같은 과정을 거쳐서 최종적으로는 2차원 PSF를 추정한다. 여기서  $T$ 는 PSF의 계수들의 총합을 나타낸다. 그림 5a, 5b는 각각 등방성 PSF와 그에 해당하는 계단응답을 보여준다.

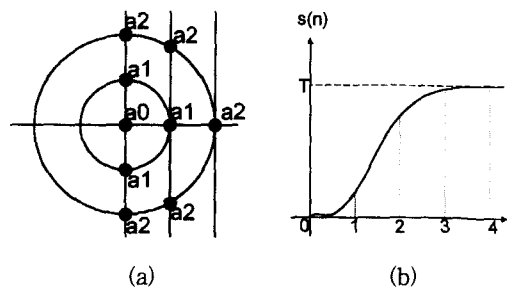


그림 5. (a)반경 2인 등방성 PSF (b) 대응되는 1차원 스텝응답  
Fig. 5. (a) The isotropic PSF with radius R=2 (b) The corresponding 1D step resposne.

V. 실험결과

영상복원의 성능을 측정하기 위한 신호대잡음비 개선(improvement in signal-to-noise ratio; ISNR)를 다음과 같이 정의한다.

$$ISNR = 10 \log_{10} \frac{\|y - \hat{x}\|^2}{\|\hat{a}x - \hat{x}\|^2} [dB], \quad (2)$$

초점이 맞는 256 X 256크기의 뚜렷한 영상이 그림 6a에 보여지고, 지름이 13이고 각 동심원상의 계수를 임의로 지정한 PSF를 사용한 모의실험에 의한 초점이 맞지 않은 흐린 영상이 그림 6b에 보여진다. 그림 6c는 16 X 16 블록단위로 분류된 에지 결과를 보여준다. 제안된 PSF 추정알고리즘에 따르면 각 블록내에서 계단응답은 분류된 에지에 수직으로 분포한다. 전체 크기가 어떤 문턱값(threshold)보다 큰 계단응답들만 평균에 포함되고 결과적으로 얻게되는 최종계단응답은 그림 6d와 같이 구해진다. 평균계단응답으로부터 구해진 등방성 PSF의 단면이 그림 6e에 보여진다. 그림 6f는 CLS 복원알고리즘을 사용하여 복원된 영상을 보여주고 이 영상의 ISNR은 11.04 dB였다.

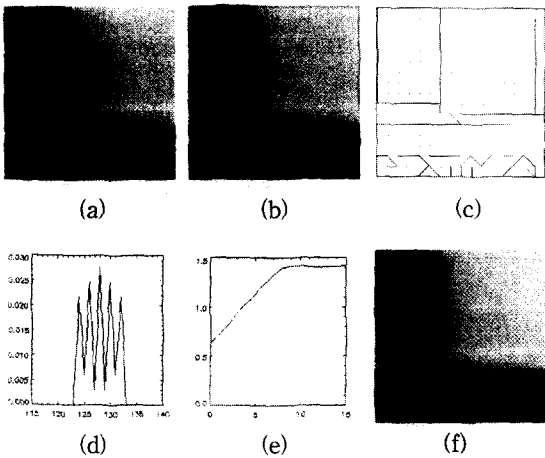


그림 6. (a) 초점이 맞는 256 X 256크기의 뚜렷한 영상, (b) 모의실험에 의한 초점이 맞지 않은 흐린 영상, (c) 16 X 16 부영상을 갖는 에지 분류결과, (d) 평균된 1D 계단응답, (e) 추정된 2D PSF의 단면도 (f) 복원영상

Fig. 6. In raster scanning order; (a) the 256 x 256 well-focused image, (b) blurred image by simulation, (c) the edge classification result, (d) the averaged 1D step response, (e) the profile of estimated 2D PSF, and (f) the restored in-focused image.

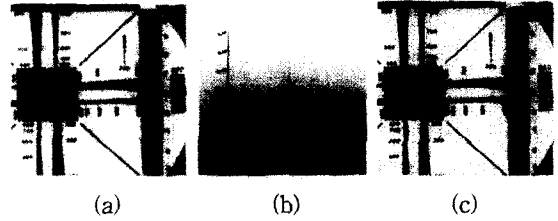


그림 7. (a) 256 X 256크기의 실제 초점이 맞지않는 흐릿한 영상, (b) 추정된 2차원 PSF, (c) 복원된 영상  
Fig. 7. (a) The real 256 X 256 photographically out-of-focus blurred image, (b) the estimated 2D PSF, and (c) the restored image.

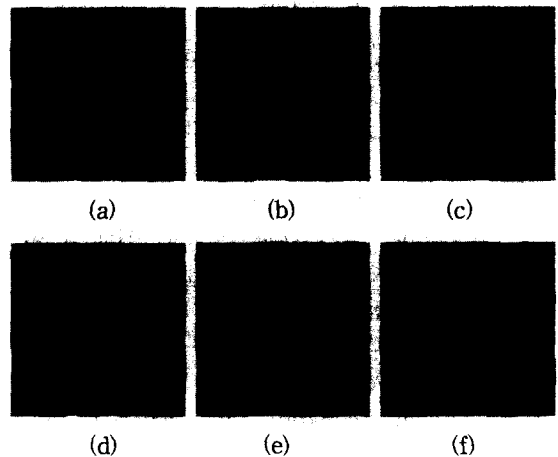


그림 8. (a) - (c) 각기 다른정도의 비초점 열화를 갖는 영상시퀀스들과 (d) - (f) 각각의 복원영상들  
Fig. 8. (a) - (c) Sequence of images with different amount of out-of-focus blur, and (d) - (f) restored images, respectively.

그림 7a에서는 또 다른 실험으로, 256 X 256 실제 초점이 맞지않는 흐릿한 영상이 사용되었다. 그림 7b는 제안한 방법에 의한 PSF 추정결과이고, 그림 7c는 복원된 영상이다.

마지막으로 영상 시퀀스에 대해서도 같은 실험을 반복하였다. 그림 8a, 8b, 8c는 각기 다른 정도의 비초점 열화를 갖는 영상시퀀스들을, 그림 8d, 8e, 8f는 각각의 복원영상을 나타낸다.

VI. 결론

우리는 여러개로 나누어진 블록들의 1차원 계단응답을 평균하고, 이를 이용하여 등방성 PSF를 추정하는

새로운 비초점 열화 추정 알고리즘을 제안하였다. 제안된 PSF추정 알고리즘은 두가지의 장점을 갖는다. 첫째는 임의의 원형대칭(circularly symmetric) 열화의 반지름과 각 동심원상의 계수 값들에 대한 추정이 가능하다는 것이다. 두 번째는 DFT나 최적화 과정과 같은 계산량이 많은 처리 과정을 필요로 하지 않기 때문에 결과적으로 계산량이나 하드웨어의 효율성 측면에서 기존의 방법보다 훨씬 효과적이라는 점이다. 제안된 알고리즘은 모의 실험된 비초점 열화영상뿐 아니라 실제 사진이나 비초점 열화 영상시퀀스를 정확하게 추정할 수 있다. 제안된 알고리즘은 DFT나 반복적인 최적화과정을 필요로 하지 않기 때문에 실시간 디지털 자동초점시스템의 응용에 적당하다.

#### 참 고 문 헌

- [1] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall, 1989.
- [2] A. K. Katsaggelos, editor, *Digital Image Restoration*, New York: Springer-Verlag, 1991.
- [3] H. C. Andrews and B. R. Hunt, *Digital Image Restoration*, Prentice-Hall, 1977.
- [4] M. G. Kang and A. K. Katsaggelos, "General choice of the regularization functional in regularized image restoration," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 4, no. 5, pp. 594-602, May 1995.
- [5] A. K. Katsaggelos, "Iterative image restoration algorithms," *Optical engineering*, vol. 23, no. 7, pp. 735-748, July 1989.
- [6] A. K. Katsaggelos, J. Biemond, R. W. Schafer, and R. M. Mersereau, "A regularized iterative image restoration algorithm," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 39, pp. 914-929, Apr. 1991.
- [7] K. Miller, "Least-squares method for ill-posed problems with a prescribed bound," *SIAM J. Math. Anal.*, vol. 1, pp. 52-74, Feb. 1970.
- [8] B. R. Hunt, "Application of constrained least squares estimation to image restoration by digital computers," *IEEE Trans. Comput.*, vol. C-22, pp. 805-812, 1973.
- [9] J. Biemond, R. L. Lagendijk, and R. M. Mersereau, "Iterative Methods for Image Deblurring," *Proc. IEEE*, vol. 78, no. 5, May 1990.
- [10] M. Cannon, "Blind deconvolution of spatially invariant image blurs with phase," *IEEE Trans. Acoust. Speech*, vol. 24(1), pp. 58-63, Feb. 1976.
- [11] M. M. Chang, A. M. Tekalp and A. T. Erdem, "Blur identification using the bispectrum," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 39(10), pp. 2323-2325, Oct. 1991.
- [12] B. Chalmond, "PSF estimation for image deblurring," *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, vol. 53(4), pp. 364-372, July, 1991.

#### 저 자 소 개

##### 金 相 致(正會員)

1970년 11월 20일생. 1996년 2월 중앙대학교 전자공학과(학사). 1998년 2월 중앙대학교 대학원 전자공학과(석사). 1998년 2월 ~ 삼성전자 정보통신 개발센터 IMT-2000 시스템 개발 그룹. 주관심분야는 자동초점 화질개선/영상통신

##### 朴 相 來(正會員)

1968년 2월 16일생. 1995년 2월 안동대학교 물리학과(학사). 1998년 2월 ~ 중앙대학교 대학원 전자공학과 석사과정. 1995년 3월 ~ 97년 9월 한국기계연구소 연구원. 1997년 10월 ~ 성진C&C 팀장. 주관심분야는 영상 처리 및 영상제어