

논문 2004-41SP-5-25

등방성 초점열화 추정기법 및 사전 추정 점확산함수 집합을 이용한 완전 디지털 자동 초점 시스템

(Isotropic Out-of-focus Blur Estimation and Fully Digital Auto-Focusing Based on A Priori Estimated Set of PSF)

황 성 현*, 신 정 호**, 이 성 원**, 백 준 기**

(Sunghyun Hwang, Jeongho Shin, Seongwon Lee, and Joonki Paik)

요 약

본 논문은 등방성 초점열화함수의 추정 기법 및 사전 추정 점확산함수 집합을 이용한 완전 디지털 자동초점 시스템의 구조를 제안한다. 제안하는 등방성 점확산함수 추정 기법은 초점 열화과정에서 점확산함수를 새로운 이산 등방성 점확산함수 모델을 이용하여 모델링하고 이를 열화된 영상의 에지로부터 추정해 내는 방법이다. 점확산함수 추정기법을 이용하여 여러 단계의 점확산함수를 사전에 추정한 후, 제안하는 완전 디지털 자동초점 시스템은 두 단계에 걸쳐 초점이 맞지 않은 입력 영상을 복원해 낸다. 첫째, 저장된 점확산함수 집합으로부터 최적의 점확산함수를 선택한다. 둘째, 선택된 점확산함수와 디지털 영상복원 기법을 이용하여 초점이 잘 맞은 영상으로 복원해 낸다.

Abstract

This paper proposes a method for estimating isotropic out-of-focus blur and a fully digital auto-focusing based on a priori estimate set of PSFs. The proposed algorithm for identifying the isotropic PSF is performed by approximating an isotropic blur to a novel discrete PSF model and estimating the PSF model coefficients from degraded edges. After acquiring the set of PSFs by proposed PSF estimation algorithm, the proposed fully digital auto-focusing system can restore out-of-focused images by two steps: i) selecting an optimal PSF and ii) restoring the out-of-focused image by digital image restoration.

Keywords: 디지털 자동초점, 영상복원, 점확산함수, 블라인드 영상복원

I. 서 론

디지털 영상처리 기술이 다양한 응용 분야에서 널리 사용됨에 따라 저비용 고성능의 영상 기술에 대한 가전, 통신, 컴퓨터 산업 등의 관심이 집중되고 있다. 특히, 카메라와 캠코더와 같은 영상 입력 장치의 수요는 최근 카메라폰의 가세로 급격히 증가하고 있는 추세다. 하지만 이와 같은 영상 입력 장치가 휴대성과 이동성을

만족시키기 위해서 소형화, 저전력 소모, 저가형으로 개발되는 추세에서 사용자가 얻게 되는 영상의 질이 여러 가지 요인에 의해 저하되는 경우가 흔히 발생한다. 이들 중 가장 중요한 화질 저하의 요인으로서 사용자의 작용 미숙, 초점거리의 제한과 같은 장비자체가 지니는 한계, 그리고 대기의 이상기류나 빛의 산란으로 인한 초점열화 등을 들 수 있다^[1]. 대부분의 상용화된 제품에는 이와 같은 초점열화를 방지하기 위해서 다양한 방식의 자동초점(auto-focusing, AF) 시스템을 채용하고 있다.

자동초점시스템은 대체로 해석모듈과 제어모듈이라는 두 개의 분리된 모듈로 구성된다. 해석모듈은 영상평면

* 학생회원, ** 정회원, 중앙대학교
(Chung-Ang University)

※ 이 연구는 과학기술부 국가지정연구실 사업과 교육부 BK21 사업 지원으로 수행되었음

접수일자: 2004년7월19일, 수정완료일: 2004년8월5일

표 1. 다양한 초점 기법의 비교

Table 1. Comparison of various focusing techniques.

종류	해석모듈	제어모듈	초점의 정확도	하드웨어 복잡도
수동	인간의 주관적 판단	초점 렌즈를 움직임	주관적임	간단함
IRAF	적외선 주행거리 계산	초점 렌즈를 움직임	높음	복잡함
TTLAF	위상차를 최소화	초점 렌즈를 움직임	환경에 따라 매우 높음	매우 복잡함
SDAF	영상의 고주파 성분 계산	초점 렌즈를 움직임	무난함	보통
FDAF	점확산함수의 추정	디지털 영상복원	무난함	매우 간단함

에 맺히는 영상의 초점 정도를 측정하고 제어모듈은 해석모듈에서 추정된 초점정도에 따라 최적의 초점 위치로 렌즈를 이동시키는 초점 조절 기능을 수행한다. 현재 상용화 되었거나 연구개발 중인 초점조절 방식들은 이와 같은 구성을 취하고 있으며 크게 다섯 가지의 종류로 분류할 수 있다. 즉, 수동초점 (manual focusing, MF), 적외선 자동초점(infrared auto-focusing, IRAF), TTLAF(trough-the-lens auto-focusing), 반-디지털 자동초점(semi-digital auto-focusing, SDAF), 그리고 완전 디지털 자동초점(fully digital auto-focusing, FDAF) 등으로 분류된다. 이들 각각의 기능과 특징을 표 1에 요약하였다.

IRAF는, 해석모듈의 기능으로서 카메라에서 방사된 적외선이 피사체까지 왕복 주행한 거리를 계산하고, 제어모듈에서 최적의 초점 위치에 렌즈를 기계적으로 이동시켜서 초점을 맞추는 방식이다. 반면, TTLAF는 렌즈를 통해 들어온 영상을 두 개의 광소자에서 밝기를 비교하고 이들의 위상차를 최소로 하는 지점을 찾아 초점 렌즈를 이동시키는 방식이다.

IRAF와 TTLAF 시스템이 차례로 적외선을 방사하고 검출하기 위한 센서와 위상차 계산을 위한 2개 이상의 CCD 소자를 필요로 하는 반면, SDAF는 단지 입력된 영상의 고주파 성분을 분석함으로써 초점 정도를 추정한다. 그리고 추정된 초점 상황에 따라 초점 렌즈를 이동시키기 위한 제어모듈은 IRAF나 TTLAF 방식과 동일하다. 반면에 FDAF 시스템은 해석모듈과 제어모듈 모두가 디지털 신호처리에 의해 구현 된다^[2]. FDAF는 해석모듈에서 초점정도를 측정하는 대신 입력 영상에서 점확산함수(point spread function, PSF)를 추정한다. 그리고 제어모듈에서는 해석모듈에서 추정된 점확

산함수와 영상복원 기법을 이용하여 초점이 맞은 영상을 제공한다.

FDAF 시스템은 해석모듈에서 초점이 맞지 않은 영상 자체로부터 점확산함수를 추정해야 하기 때문에 결과적으로 블라인드 영상복원(blind image restoration) 문제를 수반한다. 블라인드 영상복원 문제를 해결하기 위한 방법들은 이미 많은 연구에서 제안되었다. 그중에서 자기회귀이동평균(auto-regressive moving average) 모델 기반의 접근법은 훼손되지 않은 원래의 영상을 자기회귀(auto-regressive) 과정으로 모델링하고 열화 과정은 이동평균(moving average)로 모델링한다. 그리고 모델링 과정에 사용되는 각각의 매개변수들을 최대우도(maximum likelihood) 혹은 GCV (generalized cross-validation) 등의 여러 추정기법들에 의해 추정함으로써 원래의 영상을 복원해낸다^[3-9]. 반면, 비매개변수적(non-parametric) 접근법은 주로 영상에 대한 일반적인 제약조건들에 기반을 둔 반복적 복원 방법이다^[10,11]. 비록 자기회귀이동평균 모델 기반의 방법과 비매개변수적 접근법들이 나름의 장점들 하에 만족스러운 초점 복원 결과를 제공할 수 있지만 최적화에 기인한 계산의 복잡성, 수렴에 대한 불확실성과 많은 반복 과정 들로 인해, 현재까지는 상용화되기 힘든 실정이다. 아직 연구단계에 있지만 실제로 AF 기법에 적용 가능한 점확산함수 추정 기법이 제안된 바 있다^[2,12]. 이 방법들에 의하면, 초점열화에 의해 흐려진 물체의 윤곽으로부터 열화 과정을 결정하는 임펄스응답(impulse response)에 대한 정보를 얻을 수 있다. 이 기법은 자기회귀이동평균 모델을 결정짓는 매개변수들을 추정하기 위해 필수불가결한 반복적 계산과정 등을 포함하지 않기 때문에 실시간 디지털 자동초점과 저가용 비디오 감시 시스템 등에 사용될 수 있다. 이 방법이 점확산함수 추정을 위해 사용되는 과도한 계산과 시스템 구성에 필요한 하드웨어를 줄일 수는 있지만, 영상복원에서 핵심이 되는 점확산함수 추정 과정에서 사용된 가정이 실제 영상시스템과 거리가 있어서 정확도가 떨어지는 단점이 있다.

본 논문은 참고 문헌^[2,12]에서 제안된 알고리즘을 기반으로, 디지털 자동초점 시스템을 위한 해석모듈의 보다 정밀한 초점열화 추정 기법을 제안한다. 이러한 초점열화 추정기법은 2차원 등방성의 점확산함수를 추정할 때 각 계수들을 보간함으로써 보다 정확하고 일반적인 점확산함수의 추정이 가능하게 하였다. 또한 카메라 폰과 같은 기계적 초점 렌즈를 적용하기 어려운 소형, 저가격의 영상 입력 장치에 실용적으로 적용이 가능한

사전에 추정된 열화함수 집합을 이용한 실시간 완전 디지털 자동초점 시스템의 구조를 제안한다.

본 논문의 전체적인 구성은 다음과 같다. II장에서는 일반적인 영상 열화 모델과 기존의 FDAF 시스템^[2,12]에서 제안된 점확산함수 추정 기법을 함께 소개한다. III장에서는 2차원 등방성의 점확산함수를 보간법을 이용해 새롭게 표현하고 예지로부터 점확산함수를 추정하는 개선된 방법을 제안한다. IV장에서는 III장에서 제안한 점확산함수 추정기법을 기반으로 추정된 열화함수들을 이용하여 실시간 구조의 새로운 완전 디지털 자동초점 시스템을 제시한다. V장에서는 본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능 평가를 위하여, 제안한 열화추정 기법과 기존의 열화추정 기법들과의 비교 실험결과를 제시한다. 또한 실제 디지털 카메라로부터 얻은 초점이 맞지 않은 영상에 대해 제안한 실시간 완전 디지털 자동초점 시스템의 구조를 적용해 복원한 실험결과도 제시한다. 마지막으로 6장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 배경 이론

1. 영상 열화 모델

흐림(blur)에 의한 열화 영상은 점확산함수, 즉 임펄스 응답에 의해 특성화 되는 2차원 선형공간불변시스템의 출력으로 표현될 수 있다. 2차원 선형시스템의 출력은 다음과 같이 주어진다^[1].

$$g(m, n) = h(m, n) * f(m, n) + \eta(m, n), \quad (1)$$

여기서 $h(m, n)$ 은 점확산함수를 나타내고 저 대역 통과 필터 혹은 평활화 연산자(smoothing operator)와 같은 기능을 한다. 그리고 $f(m, n)$ 은 크기가 $N \times N$ 인 원래의 입력 영상을 나타낸다. 마지막 항 $\eta(m, n)$ 는 평균이 0이고 정규분포를 가진 불규칙잡음(random noise)을 나타낸다. 하지만 실제 영상 복원 문제에서 시스템의 특성을 결정하는 점확산함수를 모르는 경우가 많기 때문에 식(1)에서 원래의 영상을 바로 복원해 내는 것은 쉽지 않다. 비록 실제 영상복원 문제에서 점확산함수를 알 수 없을지라도 몇 가지 제약 조건을 사용함으로써 문제의 범위를 좁히고 최적의 해를 구해낼 수 있다. 이러한 제약조건들은 점확산함수가 (i) 유한영역(finite support)이고 (ii) 대칭성(symmetry) 혹은 등방성(isotropy)이라는 것이다^[3,5,6,7]. 이와 같은 제약조건들은 가우시안 초점열화(Gaussian out-of-focus), 균일 초

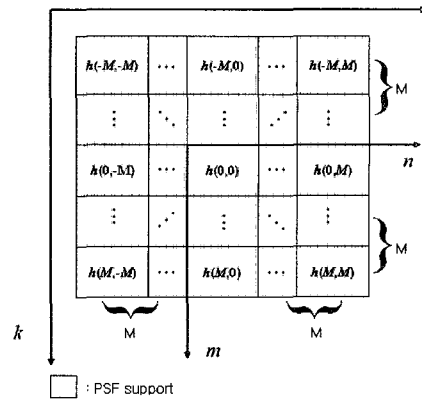


그림 1. 2차원 이산영상 좌표계와 $(M + 1) \times (M + 1)$ 비인과적 대칭 점확산함수

Fig. 1. An $(M + 1) \times (M + 1)$ noncausal, symmetric PSF on the 2D discrete image coordinates.

점열화(uniform out-of-focus), 그리고 x-레이 산란(x-ray scattering)과 같은 실제 문제들에 매우 효과적이다.

일반적으로 영상형성시스템(image formation system)은 그 자체가 에너지를 흡수하지도 생성하지도 않는다. 즉, 시스템에서 입력 영상의 전체 에너지는 출력 영상의 전체 에너지와 동일하다. 이러한 시스템의 에너지 보존 특성은 다음과 같은 식으로 표현할 수 있다.

$$\sum_{m=-M}^M \sum_{n=-M}^M h(m, n) = 1 \quad (2)$$

본 논문에서 전개할 수학적 표현에 대한 일관성을 제공하기 위해서 2차원 이산영상과 점확산함수에 대한 표현은 참고문헌^[13]을 따르기로 한다. 그림 1에서는 2차원 이산영상과 점확산함수에 대한 표현을 도시화 하였다. 그림 1의 점확산함수에 대해서 대칭성을 가정하면 원점에 대해 대칭이고, 이와 같이 원점을 포함한 열화함수를 예측모델에서는 비인과적(noncausal) 점확산함수라 부르기도 한다.

2. 영상 복원

FDAF 시스템의 제어모듈에서는 영상복원 기술이 핵심적인 역할을 수행한다. 본 절에서는 제안하고자 하는 자동초점 시스템에 사용될 영상복원 기법에 대해 간략히 정리하고자 한다. 영상복원의 목적은 관측된 열화 영상으로부터 원래 영상을 재현하는 데 있다. 영상복원 문제에서 만약 점확산함수를 정확히 알 수만 있다면 원래 영상 $f(k, l)$ 은 직접 정칙화(direct regularization)와

반복적 접근법(iterative approaches)^[15-19]을 사용하여 추정할 수 있다. 일반적으로 식(1)에서 소개한 영상열화 과정을 행렬-벡터 형태로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$g = Hf + \eta \tag{3}$$

여기서 g, f, η 는 각각 관측 영상, 원래 영상, 잡음에 대해 사전 순으로 정렬된 (lexicographically ordered) 벡터를 나타낸다^[13]. 원래 영상의 크기가 $N \times N$ 이라고 가정하면 식(3)에서 행렬 H 는 $N^2 \times N^2$ 차원의 점확산함수를 나타낸다. 그리고 만약 열화 과정을 순환컨벌루션(circular convolution)으로 근사할 수 있다면 행렬 H 는 블록 순환 행렬(block circulant matrix)이 된다. 여기서 블록 순환 근사는 블록 순환 행렬을 2차원 이산 푸리에 영역에서 대각화할 수 있다는 특성 때문에 매우 중요하다.

여러 가지 영상복원기법들이 제안하는 FDAF 시스템의 제어모듈에 적용될 수 있지만, 실시간 구현을 고려하면 제약적 최소 제곱 복원 (constrained least squares restoration)^[15]방법이 가장 적합하다. 따라서 본 논문에서는 제어모듈에서의 영상복원 기법으로 제약적 최소제곱 복원 방법을 사용한다. 제약적 최소제곱복원 필터는 다음의 정칙화 함수를 최소화 하는 \hat{f} 을 선택함으로써 유도할 수 있다.

$$g - H\hat{f}^2 + \lambda C\hat{f}^2 \tag{4}$$

여기서 λ 는 라그랑제 승수(Lagrange multiplier)이고 $C\hat{f}$ 는 일반적으로 영상 \hat{f} 의 고주파 통과 필터 처리된 영상을 나타낸다. 또 C 에는 전형적으로 다음과 같은 2차원 라플라스 연산자가 사용된다.

$$C = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \tag{5}$$

식(4)을 직접 최소화 하면 다음의 해를 얻을 수 있다.

$$\hat{f} = (H^T H + \lambda C^T C)^{-1} H^T g \tag{6}$$

식(6)에서 최적 해 \hat{f} 는 2차원 이산 푸리에 변환 영역에서 쉽게 계산된다^[15].

$$\hat{F}(u, v) = \frac{\hat{H}^*(u, v)}{|\hat{H}^*(u, v)|^2 + \lambda |C^*(u, v)|^2} G(u, v). \tag{7}$$

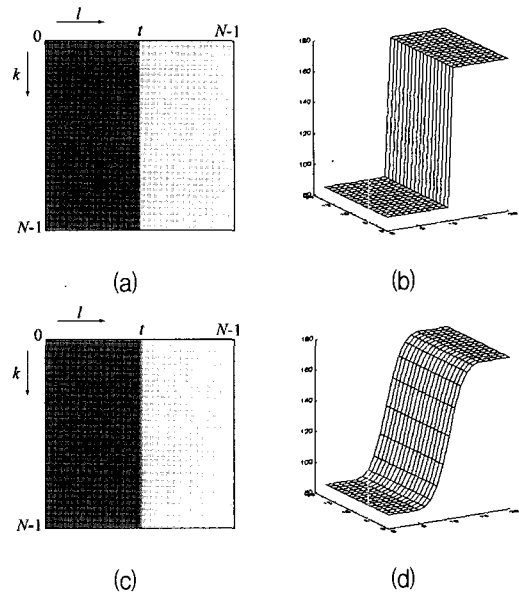


그림 2. 패턴 영상과 에지: (a) 원래의 패턴 영상, (b) (a)의 에지, (c) 초점열화 패턴 영상, (d) c의 에지
 Fig. 2. The pattern images and its edges: (a) original simple pattern image, (b) edges of (a), (c) blurred pattern image, and (d) edges of (c).

3. 1차원 계단 에지 응답으로부터 2차원 점확산함수의 추정

본 절에서는 초점열화 영상으로부터 2차원 점확산함수를 직접 추정하는 방법^[2,12]에 대해 간략히 설명한다. 1차원 계단 에지 응답과 2차원 점확산함수 사이의 관계를 설명하기 위해서 왼편의 절반은 어둡고 나머지 오른쪽은 밝은 단순한 패턴 영상을 사용한다. 여기서 사용한 패턴 영상과 에지 부분의 3차원 그래프를 그림 2a와 b에 나타냈다. 그림 2a의 패턴 영상을 식(1)에서 주어진 열화 과정의 입력 영상으로 사용하면, 그림 2a는 이상적인 계단 에지들을 포함해서 전체적으로 초점이 맞지 않은 영상으로 열화된다. 그림 2c와 d는 각각 그림 2a의 입력 패턴 영상의 초점 열화된 결과와 그것의 에지를 나타낸다. 열화 과정에서 사용된 등방성 점확산함수는 동심원들로 표현될 수 있으며 각 동심원이 갖는 값들은 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{a} = [a_0 \quad a_1 \quad \Lambda \quad a_R]^T \tag{8}$$

여기서 아래 첨자들은 각 동심원의 반경을 나타내고 R 은 점확산함수의 반지름을 뜻한다. 그림 2d 와 같이 열화시스템의 1차원 계단 응답이 주어진다면 단위 임펄스 응답과 계단함수의 기본적인 관계를 사용함으로써 2차원 점확산함수를 추정할 수 있다.

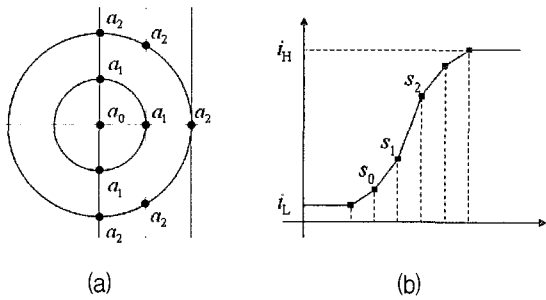


그림 3. (a) 반지름 2인 등방성 점확산함수와 (b) 1차원 계단 에지 응답의 예
 Fig. 3. Circularly symmetric PSF with radius $R = 2$, and corresponding 1D step response.

그림 2b와 같은 이상적인 계단함수와 그림 3a에서 보인 2차원 등방성 점확산함수를 컨벌루션하면 다음과 같은 $R+1$ 차원 벡터의 계단 응답이 만들어진다.

$$\mathbf{s} = [s_0 \quad s_1 \quad \Lambda \quad s_R]^T \tag{9}$$

여기서 s_0 는 그림 3b에서 보인 램프에지의 시작부분의 값을 나타내고 s_R 은 s_0 로부터 R 번째에 위치한 표본을 나타낸다. 2차원 선형 공간불변 시스템인 경우 2차원 점확산함수에 의해 열화된 영상의 모든 에지로부터 1차원 계단응답을 얻을 수 있으며, 역으로 2차원 등방성 점확산함수를 결정짓는 계수 $a_k, k=1,2,\dots,R$ 는 다음의 선형 컨벌루션 방정식을 풀어서 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} a_R &= \frac{s_0 - i_L}{i_H}, \quad a_{R-1} = \frac{s_1 - i_L}{i_H} - 3a_R, \\ a_{R-2} &= \frac{s_2 - i_L}{i_H} - 3a_{R-1} - 5a_R, \dots, a_n \\ a_0 &= \frac{s_R - i_L}{i_H} - 3a_1 - 5a_2 \dots - (2R+1)a_R, \end{aligned} \tag{10}$$

여기서 i_L 와 i_H 는 각각 패턴 영상의 최소값과 최대값을 나타내고 이들은 1차원 계단 응답을 i_L 만큼 끌어내리고 최대값을 1로 정규화(normalization) 시키기 위해 사용된다. 식(10)은 그림3a와 같은 점확산함수를 기반으로 유도된 것이기 때문에 점확산함수의 크기가 커짐에 따라 부정확한 근사 해를 유발한다. 그래서 보다 정확한 해를 얻기 위해서는 점확산함수의 각 표본들을 보간해서 나타낼 필요가 있다. 뿐만 아니라 식(8)의 등방성 점확산함수를 결정하는 $R+1$ 개의 계수를 구하기 위해서는 $R+1$ 개 이상의 방정식을 필요로 하며 이들 방정식은 최소제곱법(method of least squares) 등의 오차 최소화 기법들을 이용해서 풀 수 있다.

III. 제안하는 점확산함수 추정 기법

본 장에서는 재귀 과정이나 반복적 최적화 방법을 사용하지 않고 계산량의 측면에서 보다 가볍고 개선된 점확산함수 추정 기법을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 2차원 이산 점확산함수를 몇 개의 자유계수(free coefficients)만으로 모델링함으로써 선형방정식을 만들고 해를 구하는 유효하고 조직적인 방법이다. 이때 자유계수는 등방성 점확산함수를 구성하는 동심원들의 집합을 나타내고 선형방정식 $Ax = b$,의 해를 구하는 과정에서 부족결정 조건(underdetermined condition)을 피하기 위해 자유 계수보다 많은 방정식을 다루게 된다. 또한 일반적인 영상시스템에서 잡음의 영향을 최소화하면서 정밀한 추정치를 얻기 위해서는 미지수의 개수 보다 많은 측정치를 필요로 한다.

1. 2차원 등방성 점확산함수 모델

2차원 등방성 점확산함수에 대한 근사 모델을 그림 4에 나타냈다. 그림 4에서 보는 바와 같이, 균일 격자(uniform grid) 형태의 영상평면에서 2차원 등방성 점확산함수는 그림 3a와 같이 나타나지 않고 점확산함수의 영역(support) 안에 있는 몇몇 표본들은 정확히 동심원 위에 있지 않다는 것을 알 수 있다. 여기서 반경이 R 인 점확산함수의 영역은 다음과 같이 정의 된다.

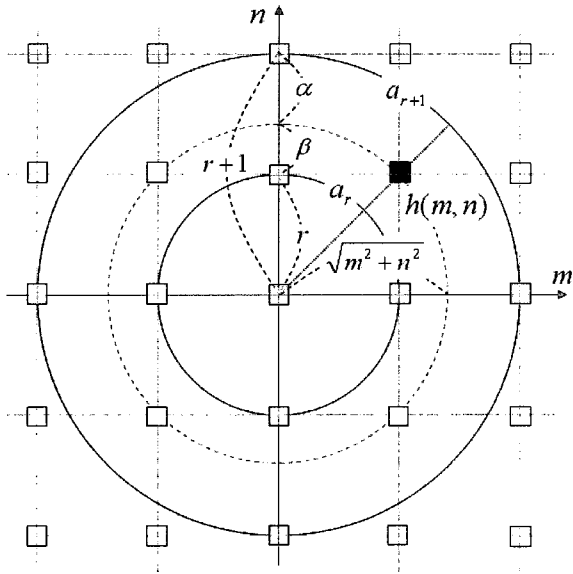
$$S_R = \{(m, n) \mid \sqrt{m^2 + n^2} \leq R\} \tag{11}$$

점확산함수의 영역 S_R 내의 모든 표본들은 그림 4에서와 같이 동심원 위에 있기도 하고 그렇지 않은 것들도 있다. 동심원 위에 있는 픽셀들은 등방성 점확산함수를 나타내는 자유 계수들과 같고 이들을 제외한, S_R 영역 내의 나머지 픽셀들은 기하학적으로 몇 개의 자유계수들의 선형 결합에 의해 표현이 가능하다. 결과적으로 등방성 점확산함수의 모든 표본들은 다음과 같이 두 개의 자유계수들의 선형 보간(linear interpolation)으로 표현된다.

$$\tilde{h}(m, n) = \begin{cases} \alpha a_r + \beta a_{r+1}, & \text{if } (m, n) \in S_R, \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \tag{12}$$

여기서 a_r 과 a_{r+1} 은 식(8)에서 설명한 벡터의 각각 r 번째 그리고 $r+1$ 번째 요소를 나타낸다. 식(12)에서 r 은 다음과 같이 구해진다.

$$r = \sqrt{m^2 + n^2} \tag{13}$$



□ : 점확산함수의 반경 이외에 있는 픽셀의 중심
 ○ : 점확산함수의 반경 이내에 있는 픽셀의 중심

그림 4. 2차원 등방성 이산 점확산함수의 기하학적 표현

Fig. 4. Geometrical representation of a 2D isotropic discrete PSF.

식에서 $\lfloor \cdot \rfloor$ 은 버림 연산을 의미한다. 그림 4에서 보는 바와 같이 상수 α 와 β 는 단위 픽셀 간격에 대한 비로 나타나고 다음과 같이 결정된다.

$$\alpha = r + 1 - \sqrt{m^2 + n^2}, \text{ and } \beta = 1 - \alpha \quad (14)$$

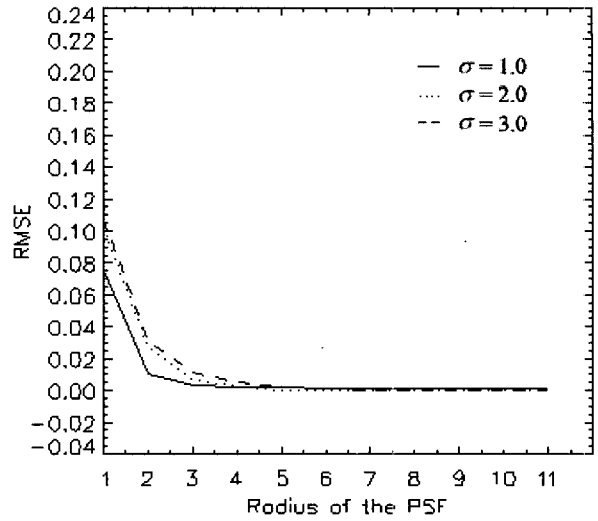
식 (12), (13), 그리고 (14)에 의해 결정되는 2차원 이산 점확산함수의 근사 모델은 일반적인 등방성 열화함수를 포함하는 가우시안 초점열화함수, 균일 초점열화함수, X-레이 산란 등에 적합하다.

제안하는 근사 모델의 적합성을 보이기 위해 이상에서 언급한 몇 가지 열화함수들에 대한 근사 오차를 그림 5에서 그래프로 나타냈다. 오차는 다음과 같이 정의되는 표준평균제곱오차(root mean squares error, RMSE)를 사용했다.

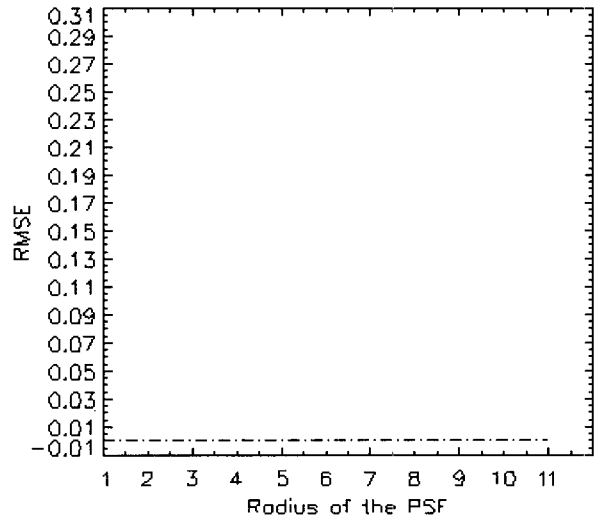
$$e = \frac{1}{2R+1} \left[\sum_{m=-R}^R \sum_{n=-R}^R |h(m, n) - \tilde{h}(m, n)|^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (15)$$

식(15)에서 $h(m, n)$ 은 가우시안 초점열화함수에 대해 다음과 같고,

$$h(m, n) = C \exp\left(-\frac{m^2 + n^2}{2\sigma^2}\right) \quad (16)$$



(a)



(b)

그림 5. (a) 끝을 잘라버린 가우시안 초점열화함수의 근사 그래프와 (b) 균일 초점열화함수의 근사 그래프

Fig. 5. Approximation error of a (a) truncated Gaussian and a (b) uniform out-of-focus blur.

균일 초점열화함수에 대해서는 다음과 같이 정의된다.

$$h(m, n) = \begin{cases} \frac{1}{C}, & \text{if } \sqrt{m^2 + n^2} \leq R, \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (17)$$

식 (16)과 (17)에서 상수 C 는 식(2)의 조건을 만족시키도록 선택된다. 그리고 식(15)에서 $\tilde{h}(m, n)$ 은 두 점확산함수를 제안된 방법으로 근사한 점확산함수를 나타낸다. 이와 같이 주어진 점확산함수에 대해 $\tilde{h}(m, n)$ 을 구하기 위해서 $R+1$ 차원의 벡터 \mathbf{a} 는 다음과 같이 선택하였다.

$$\mathbf{a} = [h_i(0,0) \quad h_i(0,1) \quad \Lambda \quad h_i(0,R)]^T \quad (18)$$

그림 5a에서 보는 것과 같이 가우시안 점확산함수에 대한 근사는 점확산함수가 등방성을 유지 하지 못하는 상황, 즉 점확산함수의 영역이 표준편차 σ 에 의해 결정 되는 가우시안 함수의 충분한 에너지를 포함할 수 없는 경우에 상대적으로 RMSE가 크지만 점확산함수의 영역이 충분히 커지면 RMSE는 감소하는 것을 알 수 있다. 반면 균일 점확산함수에 대해서는 그림 5b에서 보는 바와 같이 거의 오차가 없다. 결과적으로, 반지름이 R 인 등방성 점확산함수의 $R+1$ 개 자유 계수들을 추정한다면 어떤 등방성 점확산함수도 제안하는 근사 모델에 의해 표현이 가능하다.

2. 점확산함수 계수의 추정

점확산함수의 계수들을 추정하기 위해서, 1차원 계단 응답과 2차원 점확산함수 사이의 기본적인 관계에 대해 다시 생각해 보자. 그림 2a에서 보인 패턴 영상 $f_p(k, l)$ 은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$f_p(k, l) = \begin{cases} i_L, & \text{if } 0 \leq k < N, \text{ and } 0 \leq l < t, \\ i_H, & \text{if } 0 \leq k < N, \text{ and } t \leq l < N, \end{cases} \quad (19)$$

여기서 상수 t 는 패턴 영상의 밝기 값이 변화하는 좌우 경계의 위치를 나타낸다. 그리고 열화된 패턴 영상 $g_p(k, l)$ 은 식(12)과 (19)를 컨벌루션해서 다음과 같이 얻어진다.

$$g_p(k, l) = \begin{cases} i_L, & \text{if } 0 \leq k < N, \text{ and } 0 \leq l < t - R, \\ s(l), & \text{if } 0 \leq k < N, \text{ and } t - R \leq l \leq t + R, \\ i_H, & \text{if } 0 \leq k < N, \text{ and } t + R < l < N, \end{cases} \quad (20)$$

여기서 R 은 점확산함수의 반지름을 나타내고, 수열

$s(i)$ 는 1차원 계단 응답을 나타내며 수열의 원소들은 $s(i) = \{s_0, s_1, \dots, s_{2R}\}$ 와 같다. 1차원 계단 응답의 각 원소는 2차원 점확산함수의 일부 표본들의 합으로 표현 된다:

$$s_i = i_H \sum_{m=-R}^R \sum_{n=-R}^{-R+i} \tilde{h}(m, n) + i_L, \quad 0 \leq i \leq 2R \quad (21)$$

식(21)의 합을 풀어서 쓰면 식(22)와 같은 $2R+1$ 개의 선형 연립방정식을 얻을 수 있다. 식(22)에서 []에 의해 닫혀있는 점확산함수의 표본들의 합은 대칭 수열 (symmetric sequence)의 요소들로 이루어진 것이기 때문에 식(23)과 같이 간소화할 수 있다. 더구나 열화과정에서, 제안된 점확산함수의 근사 모델을 사용하기 때문에 식(23)에서 사용된 각 점확산함수 표본들은 식(12), (13), (14)에서 정의한 바와 같이 $R+1$ 개의 자유계수들의 조합으로 대체된다. 예를 들어, 식(23)에서 첫 번째와 마지막 식은 항상 다음과 같이 표현된다.

$$s_0 = i_H a_R + i_L, \text{ and } s_{2R} = i_H a_R + s_{2R-1} \quad (24)$$

식 (23)의 선형방정식은 다음과 같이 행렬-벡터 형태로 다시 쓸 수 있다.

$$\mathbf{s} = \mathbf{D}\mathbf{a} \quad (25)$$

여기서 \mathbf{s} 는 $2R+1$ 차원의 벡터를 나타내고 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{s} \equiv \frac{1}{i_H} [s_0 - i_L \quad s_1 - i_L \quad \Lambda \quad s_{2R} - i_L]^T \quad (26)$$

그리고 식(24)에서 벡터 \mathbf{a} 는 식(8)과 같다. $(2R+1) \times (R+1)$ 차원의 행렬 \mathbf{D} 는 정형화된 값을 가지진 않지만 다음과 같은 형태로 나타나고,

$$\begin{aligned} s_0 &= i_H [\tilde{h}(-R, -R) + \tilde{h}(-R+1, -R) + \Lambda + \tilde{h}(0, -R) + \Lambda + \tilde{h}(R-1, -R) + \tilde{h}(R, -R)] + i_L, \\ s_1 &= i_H [\tilde{h}(-R, 1-R) + \tilde{h}(-R+1, 1-R) + \Lambda + \tilde{h}(0, -R+1) + \Lambda + \tilde{h}(R-1, 1-R) + \tilde{h}(R, 1-R)] + s_0, \\ &\quad \text{M} \\ s_{2R} &= i_H [\tilde{h}(-R, R) + \tilde{h}(-R+1, R) + \Lambda + \tilde{h}(0, R) + \Lambda + \tilde{h}(R-1, R) + \tilde{h}(R, R)] + s_{2R-1}. \end{aligned} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} s_0 &= i_H \{ \tilde{h}(0, -R) + 2[\tilde{h}(1, -R) + \Lambda + \tilde{h}(R, -R)] \} + i_L, \\ s_1 &= i_H \{ \tilde{h}(0, -R+1) + 2[\tilde{h}(1, -R+1) + \Lambda + \tilde{h}(R, -R+1)] \} + s_0, \\ &\quad \text{M} \\ s_{2R} &= i_H \{ \tilde{h}(0, R) + 2[\tilde{h}(1, R) + \Lambda + \tilde{h}(R, R)] \} + s_{2R-1}. \end{aligned} \quad (23)$$

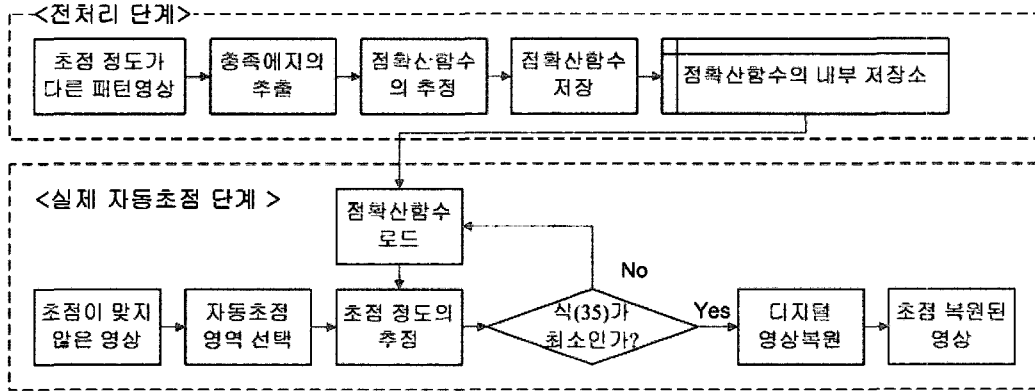


그림 6. 제안하는 사전 추정 열화함수를 이용한 실시간 완전 디지털 자동초점 알고리즘의 블록 도해
 Fig. 6. The block diagram of proposed algorithm of fully digital auto-focusing based on a priori estimated set of PSF.

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 0 & \Lambda & 0 & \times \\ M & N & \times & \times \\ 0 & N & M & M \\ \times & \times & \times & \times \\ M & M & M & M \\ \times & \times & \times & \times \end{bmatrix} \quad (27)$$

여기서 \times 는 영이 아닌 임의의 값을 나타낸다. 식(25)에서 데이터 벡터 \mathbf{s} 는 열화과정에서 수반되는 잡음에 의해 손상되기 마련이다. 만약 \mathbf{s} 가 측정 오차를 포함한다고 가정하면 훼손된 데이터 벡터 $\hat{\mathbf{s}}$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{D}\mathbf{a} + \mathbf{e} \quad (28)$$

식(28)에서 측정 오차 \mathbf{e} 를 알 수 없기 때문에 이 식을 풀기위한 최선의 방법은 오차의 효과를 최소화하는 추정량 $\hat{\mathbf{a}}$ 을 구하는 것이다. 오차 최소화 방법 중 수학적으로 정형화하기 쉬운 최소제곱판정법(least squares criterion)을 사용하기로 한다. 판정 기준은 다음과 같다.

$$\varepsilon_{LS} = \frac{1}{2} \|\mathbf{e}\|^2 = \frac{1}{2} (\hat{\mathbf{s}} - \mathbf{D}\mathbf{a})^T (\hat{\mathbf{s}} - \mathbf{D}\mathbf{a}) \quad (29)$$

식 (29)에서 미지수 \mathbf{a} 에 대하여 최소제곱오차를 최소화 하면 다음과 같은 표준방정식(normal equations)을 얻을 수 있다^[20].

$$(\mathbf{D}^T \mathbf{D}) \hat{\mathbf{a}}_{LS} = \mathbf{D}^T \hat{\mathbf{s}} \quad (30)$$

식(30)은 \mathbf{a} 에 대한 최소제곱 추정량 $\hat{\mathbf{a}}_{LS}$ 결정한다. 여기서 관측행렬(observation matrix) \mathbf{D} 의 형태가 식(27)에서 보인 것과 같이 모든 열이 서로 독립이기 때문에 $(R+1) \times (R+1)$ 차원의 그람 행렬 (Grammian matrix)

$\mathbf{D}^T \mathbf{D}$ 는 양의 정부호(positive definite)^[20]가 되고 식(30)의 표준 방정식을 다음과 같이 풀 수 있다.

$$\hat{\mathbf{a}}_{LS} = (\mathbf{D}^T \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^T \hat{\mathbf{s}} = \mathbf{D}^+ \hat{\mathbf{s}} \quad (31)$$

여기서 $\mathbf{D}^+ = (\mathbf{D}^T \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^T$ 는 행렬 \mathbf{D} 의 유사역원 (pseudo-inverse)이다. 이렇게 구해진 최적 계수 $\hat{\mathbf{a}}_{LS}$ 을 이용해서 식(12), (13), (14)에서 제안된 모델에 따라 점확산함수를 추정한다. 점확산함수가 추정이 되고 나면, 지금까지 다루었던 블라인드 영상복원은 이제 일반적인 영상복원 문제로 귀결되고 기존의 영상복원 기법들을 적용해서 초점이 맞은 영상을 얻을 수 있다^[15-19].

IV. 사전 추정 열화함수를 이용한 실시간 완전 디지털 자동초점

본 장에서는 완전 디지털 자동초점 시스템의 새로운 구조를 제안한다. 제안하는 방식은 여러 단계의 점확산함수를 추정하여 저장하는 전처리 과정과 저장된 점확산함수를 선택하여 초점이 맞지 않은 입력 영상을 복원하는 실제 처리 과정으로 나뉜다. 전처리 과정은 다시 (i)幢족 에지 추출 단계, (ii) 1차원 계단응답을 이용한 점확산함수 추정 및 저장 단계로 나뉜다. 그리고 영상복원 과정을 포함한 실제 처리 과정은 (i) 자동초점 영역 선택 단계, (ii) 초점 정도의 추정 단계, 마지막으로 (iii) 영상복원 단계를 수행한다. 전체적인 알고리즘의 블록 도해를 그림 6에서 나타냈다.

1.幢족 에지의 추출 단계

열화된 영상의 에지로부터 점확산함수의 정보를 얻기

위해 열화과정에서 점확산함수의 영향을 온전히 포함하는 영역 내 에지를 선택할 필요가 있다. 즉, 그림 2a에서 보인 패턴 영상과 같은 영역이 임의의 입력 영상에 포함되어 있다는 가정이 필요하다. 이 가정은 다음의 두 가지 조건에 의해 충족된다. 영역 내 존재하는 에지가 (i)직선이고 (ii)유일하다. 두 가지 조건을 만족하는 영역 내 에지를 충족 에지 (sufficient edge)라 명명하자.

충족 에지를 찾기 위해 우선 전체 에지맵(edge map)을 구해야 한다. 이때 초점열화된 영상에서 대각 에지는 수평, 수직 에지들과는 다른 정보를 갖고 있기 때문에 찾을 필요가 없다. 수평, 수직 에지를 각각 찾기 위해 간단히 Sobel 마스크^[13]를 이용한다.

$$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{ and } \frac{1}{4} \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (32)$$

여기서 첫 번째 마스크는 수직 성분의 에지를 강조하고 다른 하나는 수평 성분의 에지를 강조한다. 두 연산자를 통해 얻은 에지 영상에서 비-극대 억제(non-maxima suppression)^[22] 과정을 수행하고 단일 응답의 에지 영상을 얻는다. 여기에 임계값을 적용하여 에지 영상을 이진화한 후 두 영상을 논리합을 이용하여 병합한다.

이렇게 얻은 에지맵에서 위의 두 가지 조건을 만족시키는 충족 에지를 찾기 위해 다음과 같은 마스크를 적용한다.

$$\frac{1}{20} \begin{bmatrix} -1 & -1 & 4 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 4 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 4 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 4 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 4 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \text{ and } \frac{1}{20} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ 4 & 4 & 4 & 4 & 4 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (33)$$

식(33)에서는 표현을 간단히 하기 위해 점확산함수를 포함하는 영역의 크기를 5×5 라 가정한다. 하지만 일반적으로 점확산함수를 충분히 포함시키기 위해서는 보다 큰 마스크를 사용해야한다. 실험에서는 크기 21×21 의 마스크를 사용했다. 두 개의 마스크를 에지맵에 적용하면 수직, 수평 방향성 에지에 대한 마스크와의 상관 영상(correlation image)을 얻을 수 있다. 이것에 각각 동일한 임계값을 적용하고 다시 논리합을 이용하여 병합하면 최종적인 충족 에지를 얻을 수 있다. 이상에서 설명한 일련의 충족 에지 추출 과정을 그림 7에서 보였다. 각 그림에 대한 설명은 실험결과에서 다시 자세히 다루도록 한다.

2. 1차원 계단 응답을 사용한 2차원 점확산함수의 추정 및 저장 단계

모든 충족 에지에 대해 1차원 계단 응답은 에지에 수직인 방향을 따라 구해진다. 식(33)에서 마스크의 크기를 $(2M+1) \times (2M+1)$ 라 가정하면, 충족 에지에 수직인 방향으로 $2M+1$ 개의 표본을 얻을 수 있다. 이렇게 얻은 수열을 각각의 벡터로 가정하고 시스템에 추가된 잡음의 효과를 감소시키기 위해 각 요소들 끼리 평균을 취하면 다음과 같이 1차원 계단 응답을 얻을 수 있다.

$$s = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K s^i \quad (34)$$

여기서 상수 K 는 충족 에지의 개수를 의미하고 s^i 는 i 번째 충족 에지에 대한 1차원 계단응답을 나타낸다. 마지막으로 식(34)에서 얻은 1차원 계단응답을 식(26)에서와 같이 최대값과 최소값을 이용하여 정규화 한다.

1차원 계단응답이 식(28)의 데이터 벡터로써 주어지면, 점확산함수의 자유계수는 식(31)을 통해 얻어지고 최종적으로 점확산함수는 제안된 모델 (12),(13),(14)에 의해 추정된다. 이렇게 추정된 점확산함수는 순차적으로 별도의 저장 공간에 저장된다.

3. 자동초점 영역의 선택 단계

초점이 맞지 않은 영상에서 적절한 점확산함수를 선택하기 위해 비교 영역을 선택해야 한다. 자동초점 영역의 선택 방법은 두 가지로 나눈다. 하나는 기존의 자동초점 시스템과 같이 사용자가 임의로 적절한 에지에 초점 영역을 맞추는 수동적인 방법이고 다른 하나는 1절에서 소개한 충족 에지를 찾는 과정과 같이 에지맵을 구하되 래스터 주사(raster scanning)순서로 수 개의 에지만을 찾아서 영상 크기에 따른 계산 비용을 줄인다.

4. 초점 정도의 추정 단계

초점 영역이 선택되고 나면 영역을 저장된 점확산함수들을 이용하여 순차적으로 복원한다. 만약 최적의 점확산함수로 영상을 복원 하였다면 복원된 영상은 충족 에지의 가정에 의해 이상적인 계단 에지를 가져야 한다. 따라서 초점 정도는 복원된 영역에서 에지에 수직인 방향으로 추출한 표본들과 계단함수의 거리(metric)를 다음과 같이 계산함으로써 얻을 수 있다.

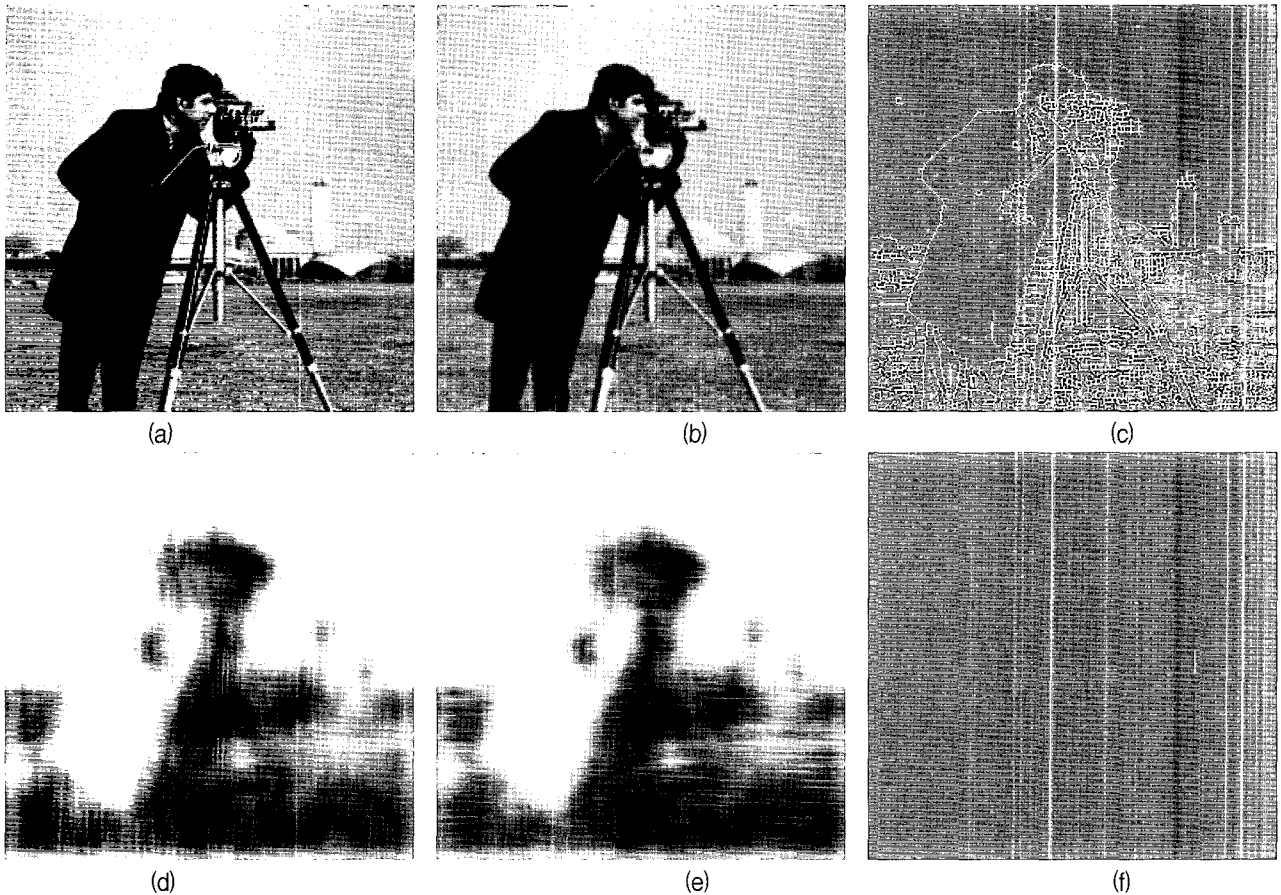


그림 7. 카메라맨 영상과 충분 에지의 추출 과정: (a) 원본 카메라맨 영상, (b) BSNR 30dB 수준의 잡음과 절단 가우시안 열화함수에 의해 열화된 카메라맨 영상, (c) 열화된 카메라맨 영상의 수평, 수직 에지맵, (d) 수직 상관영상, (e) 수평 상관 영상, (f) 충분 에지맵

Fig. 7. Cameraman image and results of sufficient edge finding algorithm: (a) original cameraman, (b) truncated Gaussian blurred image of (a) at 30 dB BSNR, (c) edge map of (b), (d) vertically shape constrained image, (e) horizontally shape constrained image, and (f) terminal edge map.

$$m^{(k)} = \|s^{(k)} - u\|_2 = \left(\sum_{i=0}^n |s_i^{(k)} - u_i|^2 \right)^{1/2} \quad (35)$$

여기서 s 는 복원된 초점 영역의 에지에서 수직한 방향으로 얻은 표본들을 나타내고 u 는 계단함수 형태의 벡터를 의미한다. 식(35)에서 첨수 k 와 i 는 각각 점확산함수와 벡터의 요소들의 지표를 나타낸다. 각 점확산함수에 대해 거리 m 은 식(35)에 의해 구해지고 거리가 최소가 되는 지표가 바로 최적의 점확산함수를 나타낸다.

5. 영상복원 단계

영상복원 단계는 4절에서 선택된 점확산함수를 이용하여 영상을 복원하는 시스템의 최종 단계다. 기본적으로 제약적 최소제곱 복원을 사용하지만 이미 자동초점 영역 선택 단계에서 에지에 대한 정보를 구해서 가지고 있기 때문에 보다 양질의 영상을 얻기 위해 에지 적응적 영상복원 기법^[21]을 사용할 수도 있다.

V. 실험 결과

본 장에서는 자동초점 기법의 성능을 검증하기 위해 본 논문에서 제안하는 기법을 이용한 실험결과 뿐만 아니라 참고문헌^{[7],[2]}에서 제안된 기존의 기법들에 대한 비교실험도 포함한다.

1. 점확산함수의 추정 및 영상 복원

첫 실험에서는 절단 가우시안 점확산함수에 의해 인위적으로 열화된 영상을 다룬다. 그림 7a는 실험에 사용된 256×256 픽셀 크기의 원본 카메라맨 영상이다. 그리고 그림 7b는 원본 카메라맨 영상을 다음의 3×3 크기 절단 가우시안 행렬과

$$\begin{bmatrix} 0.075 & 0.124 & 0.075 \\ 0.124 & 0.204 & 0.124 \\ 0.075 & 0.124 & 0.075 \end{bmatrix},$$



(a) ISNR=1.56dB

(b) ISNR=2.66dB

(c) ISNR=3.01dB

그림 8. 여러 가지 알고리즘을 이용해 복원한 카메라맨 영상: (a) 참고문헌 [2]에서 제안한 알고리즘, (b) 비계수적 EM 알고리즘, (c) 제안하는 알고리즘

Fig. 8. Restored images with various algorithms: (a) the algorithm proposed in [2], (b) nonparametric EM algorithm, (c) proposed algorithm.

표 2. 2차원 점확산함수 추정에 사용된 1차원 계단 응답

Table 2. 1D step response used in estimating 2D PSF.

	1차원 계단 응답의 각 원소				
	$s_0(i_L)$	s_1	s_2	$s_3(i_H)$	s_4
평균 1차원 계단응답	158.655	164.958	176.572	184.555	184.358
정규 1차원 계단응답	0	0.24335	0.69175	1.00000	0.99237

BSNR (blurred signal-to-noise ratio) 30dB 수준의 잡음에 의해 열화된 형태다. 여기서 BSNR은 다음과 같이 계산된다.

$$BSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\text{열화영상의 분산}}{\text{잡음의 분산}} \right) \text{dB} \quad (36)$$

그림 7의 c, d, e는 모두 충족 에지를 찾는 과정을 보여주고 있고 마지막 f는 열화한 카메라맨 영상에서 찾은 충족 에지를 나타내고 있다. 이제 2차원 점확산함수 추정을 위해 사용되는 1차원 계단 응답은 그림 7f의 모든 충족 에지에서 얻어질 수 있고 카메라맨 영상의 충족 에지로부터 얻은 최종적인 1차원 계단 응답을 표 2에 나타냈다. 표 2에 나타낸 1차원 계단 응답은 3장에서 설명한 2차원 등방성 점확산함수에 대한 모델의 오차를 최소화하기 위해 양방향으로 한 단계씩 크게 추정한 결과다. 그리고 미지의 점확산함수에 대한 반지름 R 은 1차원 계단응답의 시작점과 끝점의 위치에 의해 다음과 같이 결정된다.

$$R = \frac{\text{1차원계단응답의끝점위치} - \text{시작점위치} - 1}{2} \quad (37)$$

여기서 끝점과 시작점의 위치는 충족 에지를 중심으로 수직인 양방향으로 검색하여 간단히 인접한 원거리의 차에 대해 임계값을 적용하여 구한다. 점확산함수는 1차원 계단 응답을 이용하여 3.2절에서 제안한 방법에 의해 구해진다. 추정된 결과는 기존의 다른 두 가지 기법, 즉 최대우도를 이용한 자기회귀이동평균 모델의 계수를 추정하는 방법과 참고문헌^[2]에서 제안한 방법에 의한 결과와 함께 표 3에 나타났다. 이들에 대응하는 각각의 복원 결과는 그림 8과 같다. 여기서 성능 비교를 위해 영상에 대한 ISNR을 다음과 같이 계산하여 나타냈다.

$$ISNR = 10 \log_{10} \left\{ \frac{\sum_{i,j} [f(i,j) - g(i,j)]^2}{\sum_{i,j} [f(i,j) - \hat{f}(i,j)]^2} \right\} \text{dB} \quad (38)$$

여기서 $\hat{f}(i,j)$ 는 복원된 영상을 말한다.

이상의 결과에서 알 수 있듯이 제안된 기법이 점확산함수 추정 및 복원에서도 좋은 성능을 보여주고 있다. 참고로 비계수적 EM 알고리즘에 의해 추정된 점확산함수와 복원된 영상은 70번의 반복에 의해 구해진 결과이다. 나머지 다른 계수들은, 영상 모델링 오차와 관측 잡음에 대한 분산이 각각 $\sigma_v = 204.91$, $\sigma_w = 3.64$ 이고 영상 모델 계수가 $a_{01} = 0.7608$, $a_{10} = 0.7045$, $a_{11} = -0.4684$ 이었다.

2. 제안한 완전 디지털 자동초점

본 절에서는 제안하는 완전 디지털 자동초점 시스템

표 3. 3×3 절단 가우시안 초점 열화에 대해 여러 가지 기법을 이용하여 추정된 2차원 점확산함수

Table 3. 2D PSF estimation with various algorithms for 3×3 truncated Gaussian out-of-focus blur.

참고문헌 ^[2] 에서 제안된 알고리즘	비계수적 EM 알고리즘 ^[7]	제안된 기법
$\begin{bmatrix} 0 & 0.207 & 0 \\ 0.207 & 0.172 & 0.207 \\ 0 & 0.207 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.069 & 0.120 & 0.091 \\ 0.106 & 0.229 & 0.106 \\ 0.091 & 0.120 & 0.069 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.073 & 0.125 & 0.073 \\ 0.125 & 0.204 & 0.125 \\ 0.073 & 0.125 & 0.073 \end{bmatrix}$

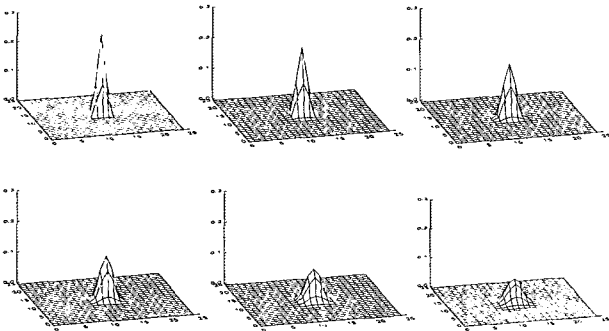


그림 9. 디지털 카메라로부터 거리를 달리하여 추정한 점확산함수 집합

Fig. 9. An estimated set of PSFs at different distances from digital still camera.

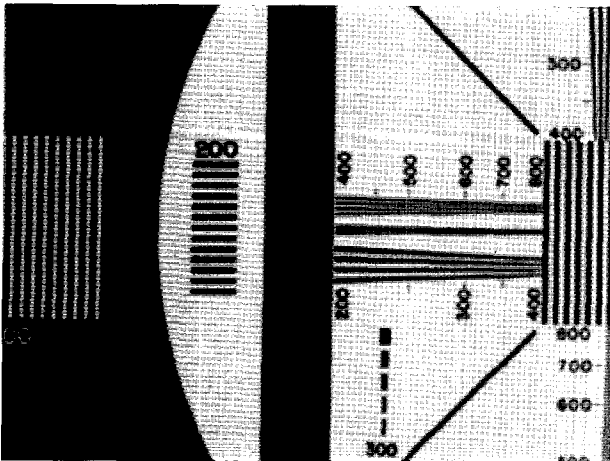


그림 10. 실제 초점이 맞지 않은 입력영상

Fig. 10. Out-of-focused image.

의 수행 과정과 성능을 평가하기 위해 실제 카메라로부터 얻은 초점이 맞지 않은 영상을 다룬다.

실험을 위해 Nikon 100D 디지털 카메라를 사용했다. 카메라와 피사체 사이의 거리를 조금씩 달리하여 초점이 맞지 않은 정도가 다른 영상에 대해 점확산함수를 각각 추정한다. 여기서는 6단계 점확산함수를 추정하여 저장하였다. 추정한 점확산함수는 그림 9와 같다. 추정된 점확산함수를 기반으로 실제로 초점이 맞지 않은

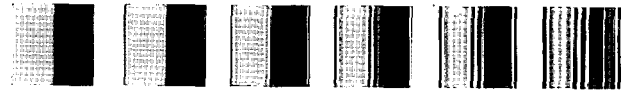


그림 11. 각기 다른 점확산함수로 복원된 자동 초점 영역

Fig. 11. Restoration of each AF region with various PSF.

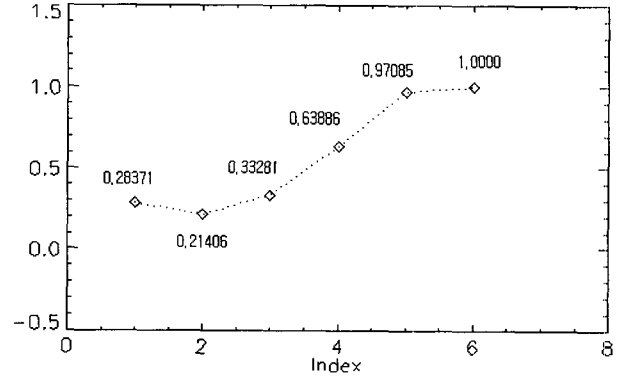


그림 12. 복원된 영역에 대한 초점 정도

Fig. 12. Degree-of-focus of restored region.

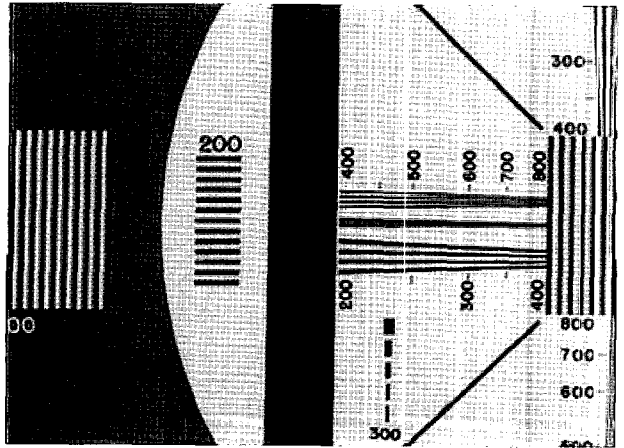


그림 13. 그림 9에 대한 자동초점 결과

Fig. 13. Restored version of Fig. 9 by proposed AF.

임의의 입력 영상에 대해 순차적으로 자동초점 과정을 수행한다. 실험에 사용된 초점이 맞지 않은 임의의 입력영상은 그림 10과 같다. 첫째로 입력 영상에 대해 초점 영역을 자동으로 선택하고 저장된 점확산함수를 이용하여 복원한 부분 영상이 그림 11에 나타나있다. 다음으로, 그림 11의 각각 복원된 영역에 대해 식(35)에 따라 초점 정도를 계산한다. 결과는 그림 12의 그래프와 같다. 그림 12의 그래프에서 보듯이 두 번째 점확산함수에 대한 식(35)의 거리가 최소가 되고 결과적으로 최적의 점확산함수로서 두 번째 저장된 점확산함수를 선택하게 된다. 선택된 점확산함수와 디지털 영상복원을 이용하여 전체 영상을 복원하면 초점이 복원된 영상을 그림 13과 같이 얻을 수 있다. 초점 열화 정도가 다른 영상에 대해 제안된 자동초점을 수행한 결과가 그림 14에 나타나 있다.

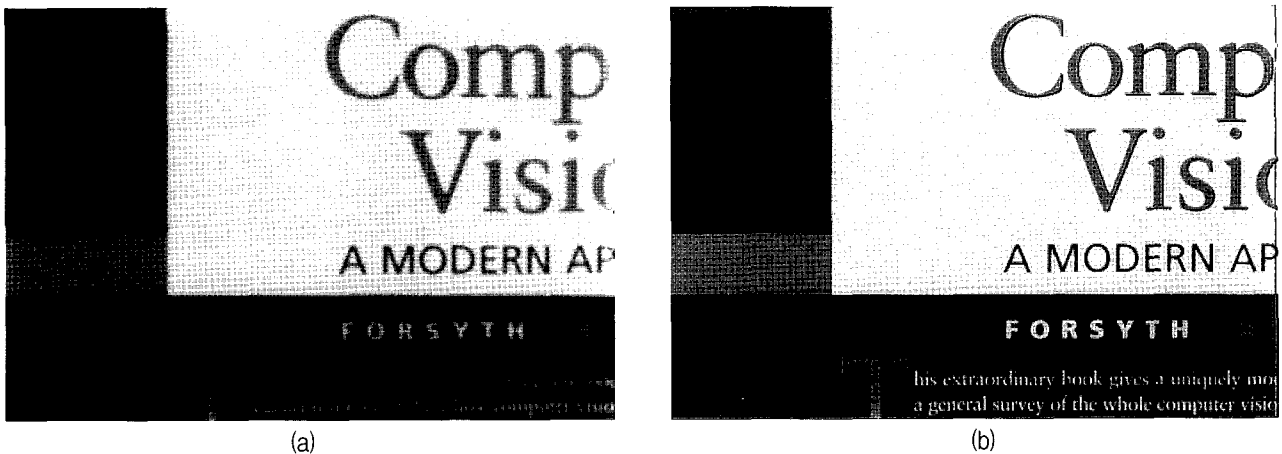


그림 14. 자동초점 시스템의 (a) 입력 영상과 (b) 결과 영상
Fig. 14. Input image and restored image of proposed AF system.

VI. 결 론

본 논문에서 열화 영상으로부터 점확산함수를 추정하는 기법과 이를 바탕으로 실시간 구현이 가능한 구조의 완전 디지털 자동초점 기술을 제안하였다. 실험 결과를 통해 보였듯이 본 논문에서 제안한 알고리즘은 열화된 영상으로부터 특별한 사전 정보 없이 등방성 열화함수에 대한 추정이 가능했으며 이를 통한 복원 결과는 만족할 정도였다. 일반적으로 실제 카메라로부터 얻은 영상에는 논문에서 가정한 총족 에지들이 존재한다. 만약 이와 같은 총족 에지가 존재하지 않을 경우 제안한 알고리즘으로 자동초점을 수행하는 것은 불가능하다. 그러나 현재 상용 카메라 등에 적용되는 자동초점 기술들 중 널리 사용되고 있는 TTL위상차 검출 방식은 뷰파인더를 통해 보이는 영역 안에 본 논문이 다루고 있는 에지와 같은 밝기 차가 급격한 부분이 존재할 때 가능하기 때문에 제안하는 자동초점 알고리즘이 일반성을 잃는다고는 볼 수 없다. 특히 기존의 자동초점 모듈이 고가이며 초점조절 혹은 초점정도를 판별하는데 있어 기계적인 구동 부를 필요로 하고, 이에 따라 시스템의 크기가 커지게 되는 단점을 가진 반면, 본 논문에서 제안한 완전 디지털 자동초점 방식은 이러한 문제를 극복하기 위한 효율적인 기술이라고 볼 수 있다.

그러나 본 논문이 제안한 점확산함수 추정 기법의 단점으로는, 일반적으로 디지털 영상복원 자체가 지니는 한계라고도 볼 수 있는, 열화함수의 크기가 커지거나 저조도 하에서 첨가되는 잡음의 양이 증가할 경우 타당치 않은 문제(ill posed problem)에 봉착할 수 있다는 것이다. 하지만 이런 단점들은 잡음에 강건하고 인간의 시각 특성을 고려한 영상복원 기법 등을 채용함으로써 극

복·개선할 수 있을 뿐만 아니라 자동초점 모듈 장착에 따른 부대비용을 절감하고 소형화 할 수 있다는 점을 고려하면 일소 할 수 있다고 본다.

또한, 제안하는 자동초점 기법은 이미 사용되고 있는 자동초점 기술과 대체 될 수 있고 그 응용 범위는 기존의 자동초점 기술의 사용분야와 상응한다. 예를 들어 제안하는 자동초점 알고리즘은 디지털 카메라나 캠코더는 물론 현재 수요가 급증하고 있는 카메라폰과 감시용 시스템 등에서도 적용이 가능하다.

더욱이 향후, 제안한 자동초점 기법에 특정 형태에 구애 받지 않는 점확산함수 추정 기법과 분할 기반 다중 점확산함수 추정 기법 등을 개발 융합한다면 기능은 물론 그 응용 범위도 확장할 수 있으리라 전망한다.

참 고 문 헌

- [1] H. C. Andrews and B. R. Hunt, *Digital image restoration*, Prentice-Hall, New Jersey, 1977.
- [2] S. K. Kim, S. R. Park, and J. K. Paik, "Simultaneous Out-of-Focus Blur Estimation and Restoration for Digital AF System," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 44, no. 3, pp. 1071-1075, August 1998.
- [3] A. M. Tekalp, H. Kaufman, and J. W. Woods, "Identification of Image and Blur Parameters for the Restoration of Noncausal Blurs," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Proc.*, vol. ASSP-34, no. 4, pp. 963-972, August 1986.
- [4] A. M. Tekalp and H. Kaufman, "On Statistical Identification of a Class of Linear Space-Invariant Image Blurs Using Nonminimum-Phase ARMA Models," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Proc.*, vol. 36, no. 8, pp.

- 1360-1363, August 1988.
- [5] A. K. Katsaggelos, "Maximum Likelihood Image Identification and Restoration Based on the EM Algorithm," *Proc. 1989 Multidimensional Signal Processing Workshop*, September 1989.
- [6] J. Biemond, F. G. van der Putten, and J. Woods, "Identification and Restoration of Images with Symmetric Noncausal Blurs," *IEEE Trans. Circuits, Systems*, vol. 35, no. 4, pp. 385-393, April 1988.
- [7] R. L. Lagendijk, J. Biemond, and D. E. Boeke, "Identification and Restoration of Noisy Blurred Image Using the Expectation-Maximization Algorithm," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Proc.*, vol. 38 no. 7, pp. 1180-1191, July 1990.
- [8] S. J. Reeves and M. R. Mersereau, "Blur Identification by the Method of Generalized Cross-Validation," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 1, no. 3, pp. 301-311, July 1992.
- [9] D. P. K. Lun, T. C. L. Chan, T. C. Hsung, D. D. Feng, and Y. H. Chan, "Efficient Blind Restoration Using Discrete Periodic Radon Transform," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 13, no. 2, pp. 188-200, February 2004.
- [10] B. C. McCallum, "Blind Deconvolution by Simulated Annealing," *Optics Communications*, vol. 75(2), pp.101-105, February 1990.
- [11] D. Kundur and D. Hatzinakos, "Blind Image Deconvolution," *IEEE Signal Processing Mag.*, vol. 4, pp. 43-64, May 1996.
- [12] S. K. Kim and J. K. Paik, "Out-of-Focus Blur Estimation and Restoration for Digital Auto-Focusing System," *Electronics letters*, vol. 34, no. 12, pp. 1217-1219, June 1998.
- [13] W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, 2nd Ed., John Wiley, London, 1991.
- [14] A. K. Jain, "Advanced in Mathematical Models for Image Processing," *Proc. IEEE*, vol. 69, no. 5, pp. 502-528, 1981.
- [15] B. R. Hunt, "The Application of Constrained Least Squares Estimation to Image Restoration by Digital Computer," *IEEE Trans. Computers*, vol. C-22(9), pp. 805-812, September 1973.
- [16] A. K. Katsaggelos, J. Biemond, R. W. Scharfer, and R. L. Mersereau, "A Regularized Iterative Image Restoration Algorithm," *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. 39, no. 10, pp. 914-929, April 1991.
- [17] N. P. Galatsanos and A. K. Katsaggelos, "Methods for Choosing the Regularization Parameter and Estimating the Noise Variance in Image Restoration and Their Relation," *IEEE Trans. Image Proc.*, vol. 1, no. 3, pp. 322-336, July 1992.
- [18] J. Biemond, R. L. Lagendijk, and R. M. Mersereau, "Iterative Methods for Image Deblurring," *Proc. IEEE*, vol. 78, no. 5, pp. 856 - 883, May 1990.
- [19] T. Berger, J. O. Stromberg, and T. Eltoft, "Adaptive Regularized Constrained Least Squares Image Restoration," *IEEE Trans. Image Proc.*, vol. 8, no. 9, pp. 1191-1203, September 1999.
- [20] B. Noble and J. Daniel, *Applied Linear Algebra*, Prentice Hall, 3rd edition, 1988.
- [21] J. H. Shin, J. H. Jung, and J. K. Paik, "Regularized iterative image interpolation and its application to spatially scalable coding," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 44, no. 3, pp. 1042-1045, August 1998.
- [22] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, pp. 679-698, June 1986.

저 자 소 개



황 성 현(학생회원)
 1996년 중앙대학교 전자전기공학부 학사 졸업.
 현재 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 석사과정.
 <주관심분야: 영상처리, 영상복원, 영상융합>



이 성 원(정회원)
 1988년 서울대학교 제어계측공학과 학사 졸업.
 1990년 서울대학교 제어계측공학과 석사 졸업.
 2003년 University of Southern California 전기공학과 박사 졸업

현재 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 연구 교수.

<주관심분야: 미디어프로세서 및 SOC설계, 멀티미디어 신호처리, Power-Aware Computing>



신 정 호(정회원)
 1994년 중앙대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1998년 중앙대학교 전자공학과 석사 졸업.
 2001년 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 박사 졸업

현재 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 연구 교수

<주관심분야: 영상처리, 영상복원, 해상도개선, 영상융합, 컴퓨터 비전>



백 준 기(정회원)
 1984년 서울대학교 제어계측 공학과 학사 졸업.
 1987년 노스웨스턴대학교 전기 및 컴퓨터 공학과 석사 졸업.
 1990년 노스웨스턴대학교 전기 및 컴퓨터 공학과 박사 졸업.

현재 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 교수

<주관심분야: 영상복원, 신호처리, 반도체>