

논문 2009-46SP-1-2

# 디지털 자동 초점을 위한 등방성 점확산함수 추정

( Estimation of Circularly Symmetric Point Spread Function for Digital Auto-Focusing )

김 동 균\*, 박 영 육\*, 이 진희\*, 백 준 기\*\*

( Donggyun Kim, Younguk Park, Jinhee Lee, and Joonki Paik )

## 요약

본 논문은 디지털 자동초점을 위한 등방성 점확산함수 추정에 관한 새로운 방법을 제안한다. 제안하는 알고리듬은 영상의 윤곽에서 방향을 판단하고 방향에 따라 윤곽 프로파일을 수집한다. 수집한 윤곽 프로파일을 평균하여 계단응답을 만들고 등방성 점확산함수의 특징을 이용하여 점확산함수를 추정한다. 실험을 통해 열화된 영상에서 제안하는 알고리듬으로 점확산함수를 추정하는 과정을 보이고 정확성을 증명한다.

## Abstract

This paper presents a circularly symmetric point spread function (PSF) estimation technique for a fully digital auto-focusing system. The proposed algorithm provides realistic, unsupervised PSF estimation by establishing the relationship between one-dimensional ideal step response and two-dimensional circularly symmetric PSF.

**Keywords:** Digital Auto-Focusing (DAF), Point Spread Function (PSF), Singular Value Decomposition (SVD).

## I. 서 론

최근 들어, 카메라와 같은 전자제품들이 소형화, 경량화 됨에 따라 디지털 콘텐츠의 질은 한계에 부딪히고 있다. 하지만, 디지털 콘텐츠의 질적 향상에 대한 사용자들의 요구는 늘어가고 있다. 이러한 면에서 하드웨어에 부담을 주지 않는 디지털 처리를 통한 영상의 복원과 개선의 중요성은 더욱 부각되고 있다.

영상의 질을 떨어뜨리는 요인 중 카메라의 초점이 물체에 정확히 맞지 않았을 때 생기는 열화를 초점열화(out-of-focus blur)라고 한다. 그림 1은 초점열화가 생기는 원리를 보여준다. L은 렌즈, C는 초점열화의 점확산(circle of confusion), S<sub>1</sub>은 활상면과 렌즈와의 거리, S<sub>2</sub>는 실제 초점 거리, f는 객체와 렌즈와의 거리를 말한다. 초점열화가 생긴 영상을 영상복원을 통해 초점이 맞는 영상으로 복원시켜 주는 것을 디지털 자동초점

\* 학생회원, \*\* 평생회원, 중앙대학교 첨단영상대학원  
영상학과

(Dept. of Image Engineering, Graduate School of Advanced Image Science, Multimedia and Film, Chung-Ang University)

※ 본 연구는 서울시 산학연협력사업으로 구축된 서울 미래형콘텐츠컨버전스 클러스터 지원 및 2008년도 중앙대학교 우수연구자연구비 지원과 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터(홈네트워크연구센터) 육성·지원사업의 연구결과로 수행 되었습니다.

접수일자: 2008년8월21일, 수정완료일: 2008년12월30일

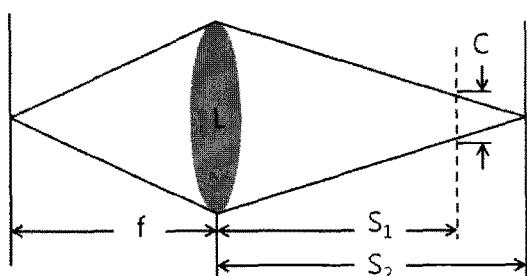


그림 1. 초점 열화의 원리

Fig. 1. Principle of out-of-focus blur.

(digital auto-focusing)이라고 한다. 영상복원을 위해 꼭 필요한 요소가 바로 점확산함수(point spread function)인데 이것의 추정은 디지털 자동 초점을 구현하기 위한 필수요소가 된다<sup>[1]</sup>.

영상의 열화를 복원하기 위해서는 점확산함수를 알아야 하는데 이것을 추정하고자 하는 노력은 계속 있어 왔다<sup>[3~9]</sup>. 하지만 그 연구의 우수성에도 불구하고 추정의 정확도가 만족스럽지 못하거나 계산의 복잡성이 높고 열화영상 이외의 정보가 더 필요한 것이 사실이다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결할 비교적 간단하면서도 정확도 높은 점확산함수 추정 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 제안하는 알고리듬의 개요와 함께 중요한 가정을 보인다. III장에서는 윤곽 영상을 얻고 방향성을 결정하여 점확산함수 추정을 위한 윤곽 프로파일을 생성하는 방법을 설명하고, IV장에서는 윤곽 프로파일에서 점확산함수를 추정하는 방법을 설명한다. V장에서는 실험을 통해 제안하는 방법의 우수성을 증명하고 VI장에서 결론을 맺는다.

## II. 초점열화 점확산함수의 이론적 배경 및 제안기술 개요

본 논문에서는 점확산함수의 추정을 위해 다음의 3 가지 가정을 한다. 첫째, 일반적으로 초점열화에서의 점확산함수는 등방성(isotropic)의 형태를 가진다. 방향에 상관없이 반지름에 따라 값이 결정된다는 의미이다. 따라서 점확산함수는 그림 2와 같이 반지름과 값의 분포로 정의될 수 있다.  $r(0) \sim r(5)$ 는 각각 반지름이 0~5 일 때 점확산함수의 값을 말한다. 둘째, 그림 2와 같이 이산 평면에서 점확산함수는  $r(0) \sim r(5)$ 의 값과 반지름으로 양선형보간(bilinear interpolation)하여 결정된다.

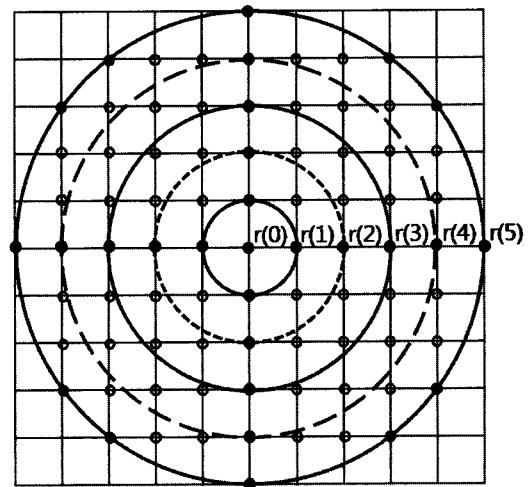


그림 2. 반지름 5의 등방성 점확산함수의 예

Fig. 2. A PSF of radius 5 characterized by the center and five concentric circles.

관계식은

$$R = n + \alpha, 0 \leq \alpha \leq 1, \\ p(R) = \alpha r(n) - (1 - \alpha)r(n+1) \quad (1)$$

이고, 이때  $R$ 은 임의의 반지름,  $p$ 는 반지름  $R$ 일 때 점확산함수의 값,  $n$ 는  $p$  위치의 반지름의 정수부분, 그리고  $\alpha$ 는  $p$  위치의 반지름의 소수부분을 말한다. 세째, 초점열화는 원영상과 점확산함수의 중첩적분(convolution)으로 이루어지고 공간불변(space-invariant)의 특성을 가진다. 관계식은

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) + n(x, y) \quad (2)$$

이다. 이 때,  $g$ 는 열화 영상,  $f$ 는 원영상,  $h$ 는 점확산함수,  $n$ 은 잡음,  $x$ 와  $y$ 는 각각 가로, 세로 좌표를 의미한다.

제안하는 알고리듬을 이용한 디지털 자동초점 시스템의 전체과정을 그림 3에서 도식화하였다. 입력영상을

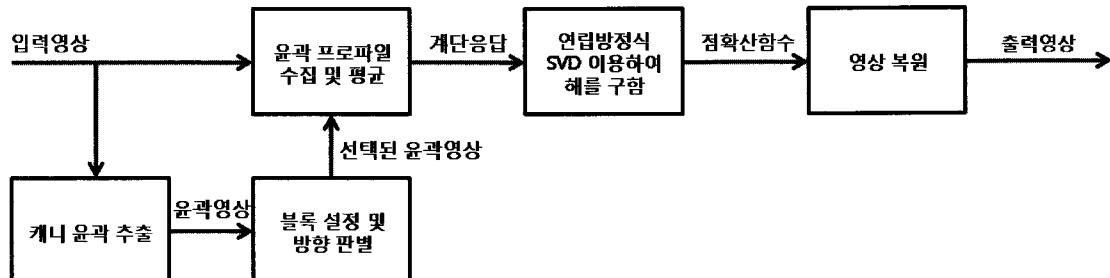


그림 3. 제안하는 알고리듬을 이용한 디지털 자동초점 시스템 블록도

Fig. 3. Block diagram of digital auto-focusing system using proposed algorithm.

캐니 윤곽 추출법을 이용하여 윤곽영상을 구한다. 윤곽 영상에서 윤곽 화소들을 중심으로 블록을 설정하고 방향을 판별하여 윤곽 프로파일을 수집한다. 윤곽 프로파일을 평균하여 계단응답을 만들고 점확산함수 가정에 근거하여 연립방정식을 세운다. 특이값 분해를 이용하여 연립방정식의 해를 구하고, 점확산함수 가정에 근거하여 점확산함수를 추정한다. 마지막으로 추정된 점확산함수를 이용하여 영상을 복원하고 출력영상을 확인한다.

### III. 윤곽 프로파일 생성

#### 1. 윤곽 영상 생성

본 논문에서는 윤곽 프로파일(profile)을 생성하여 점확산함수를 추정한다. 이를 위해 먼저 영상에서 윤곽의 위치를 찾아야 하는데 제안하는 알고리듬에서는 캐니(Canny) 윤곽 추출법을 사용한다<sup>[10]</sup>. 캐니 윤곽 추출법의 장점은 윤곽의 형태가 끊어지지 않고 한 화소 단위의 얇은 선으로 나온다는데 있다. 이것은 다음 절에 설명할 방향 결정에 있어서 많은 이점이 있다.

#### 2. 방향 결정

윤곽 영상을 얻게 되면 윤곽의 화소들을 중심으로 하는 윤곽 프로파일을 만든다. 그림 4는 윤곽 영상을 얻고 방향을 찾는 과정을 보여준다.

그림 4의 (a)는 원영상이고, (b)는 원영상을 캐니 윤곽 추출법을 이용하여 생성한 윤곽영상이다. 이렇게 얻어진 윤곽 영상에서 윤곽이라고 판단된 화소마다 방향을 판별해야 한다. 방향 판별을 위해 윤곽 화소를 중심으로 하는 사각의 블록을 설정하고 블록의 외곽에 다른 윤곽이 어떻게 이어지는지 판단한다. (c)는 방향이 판별된 윤곽 영상을 보여준다. (d)는 (b)의 한 부분을 확대한 영상이다. 중심에 윤곽 화소를 가지고 설정된 블록의 외곽에 윤곽 화소가 이어지는 형태를 분석하여 방향을 판단한다. 방향 판별의 식은

$$\text{ang} = \tan^{-1}(y/x) \quad (3)$$

이고, 이때  $\text{ang}$ 는 각도,  $y$ 는 외곽 화소의 상하차이,  $x$ 는 외곽화소의 좌우차이를 의미한다. 그림 4의 예에서는 좌우로 7화소만큼 증가했을 때 상하로 4화소만큼 증가했으므로 중심에 있는 윤곽 화소의 방향은 식 (3)에 따라 0.5191라디안이 된다.

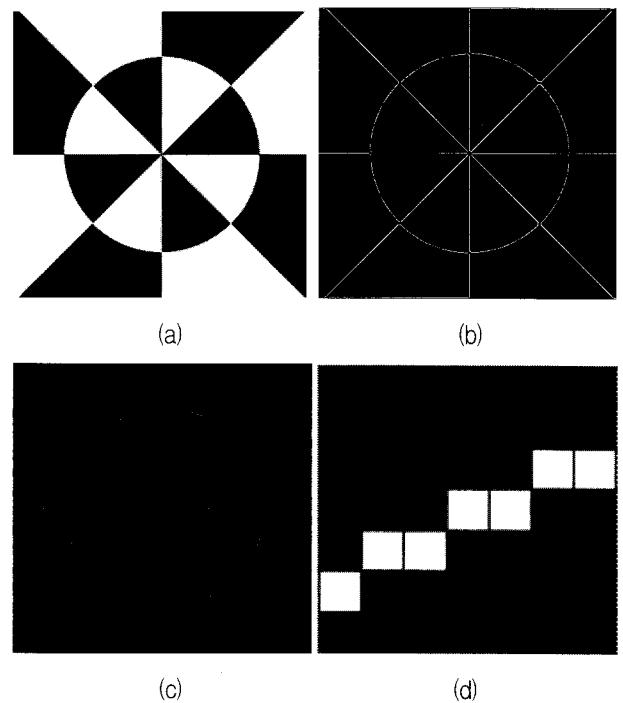


그림 4. 캐니 윤곽 추출법을 이용한 윤곽 생성과 방향 판별 (a) 원영상, (b) 생성된 윤곽 영상, (c) 방향이 판별된 윤곽 영상, (d) 확대된 방향 판별의 예

Fig. 4. The edge detection using Canny method and direction finding. (a) original image, (b) generated edge image, (c) selected edge image, (d) example of direction finding.

#### 3. PSF 추정을 위한 윤곽 프로파일 생성

윤곽의 방향이 결정되면 영상 전반에 있는 윤곽 화소마다 윤곽 프로파일을 수집해야 한다. 윤곽 프로파일이란, 윤곽의 밝기 값 변화를 보여주는 숫자 배열을 의미한다. 모든 윤곽에는 윤곽 프로파일이 있고 점확산함수

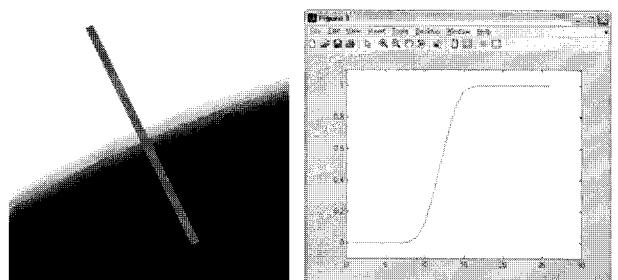


그림 5. 방향에 따른 윤곽 프로파일 획득 (a) 열화된 영상에서 방향에 따른 윤곽 프로파일 획득 (b) 획득된 윤곽 프로파일

Fig. 5. Obtain edge profile along the direction (a) edge profile acquisition along the direction from the degraded image (b) edge profile.

추정에 있어서 윤곽 프로파일은 많을수록 정확도가 높아지기 때문에 최대한 많은 윤곽 프로파일을 모은다. 그럼 5는 윤곽 프로파일의 획득 과정을 도식화한 모습이다. (a)는 윤곽에서 방향에 따라 윤곽 프로파일을 얻는 형태를 보여주고, (b)는 얻어진 윤곽 프로파일을 그래프로 보여준다. 이렇게 수집된 윤곽 프로파일을 모두 평균하여 최종적으로 점확산함수의 추정에 사용될 계단응답(step response)을 얻게 된다.

#### IV. 특이값 분해를 이용한 점확산함수 추정

윤곽 프로파일을 이용하여 점확산함수를 추정하기 위해,

$$Ar = s, \quad (4)$$

의 해를 구한다. 이 때,  $A$ 는  $D \times (R+1)$ 의 행렬이고 그 원소는 식 (1)의  $p(R)$ 의 누적으로 정의 된다.  $r$ 은  $(R+1) \times 1$ 의 벡터로 그 원소는 정수배 반지름일 때 점확산함수의 값이다.  $s$ 는  $D \times 1$ 의 벡터로 그 원소는 윤곽 프로파일의 계단응답으로 정의된다.

$D > (R+1)$ 과 같이 식 (4)의 등식은 미지수보다 많기 때문에  $r$ 을 구할 수 있다.  $r$ 을 구하기 위해선  $A$ 의 역함수를 구해야 한다. 하지만 점확산함수의 크기에 커짐에 따라  $A$ 의 크기 또한 커져 역함수를 구하는 것이 실질적으로 불가능에 가까운 일이 발생하게 된다. 이를 해결하고자 특이값 분해(singular value decomposition: SVD)를 수행하여 의사역행렬(pseudo-inverse)을 구하고 이를 이용하여 답을 구한다<sup>[11~12]</sup>.  $A$  행렬은,

$$A = USV^T, \quad (5)$$

로 분해된다. 여기서,  $U$ 는  $D \times D$ 의 직교행렬(orthogonal matrix)이고,  $S$ 는  $D \times (R+1)$ 의 대각위치에만 값을 가지는 직사각형 행렬이고,  $V$ 는  $(R+1) \times (R+1)$ 의 직교행렬이다.

$A$ 의 의사역행렬은

$$A^+ = VS^+U^T, \quad (6)$$

이고, 이 때,  $S^+$ 는  $S$ 의 전치행렬(transposed matrix)이다. 따라서 식 (4)의 답은

$$r = A^+s \quad (7)$$

이다. 마지막으로  $r = [r(1), \dots, r(k)]^T$  와 같이  $r$ 이 구해지면, 점확산함수는 다시 식 (1)과 같이 구할 수 있다.

#### V. 실험 결과

알고리듬의 정확성을 확인하기 위해 네 단계에 걸쳐 실험을 진행하였다. 첫 단계로, 실험을 위해 만든 인공의 영상에 임의의 점확산함수를 이용하여 열화시키고 점확산함수를 추정하였다. 그럼 6은 그 결과를 보여준다. (a)는 열화영상을 만들기 위한 점확산함수이고, (b)는 원영상, (c)는 원영상 중앙에 위치한 윤곽의 프로파일, (d)는 제안한 알고리듬으로 추정된 점확산함수, (e)는 열화된 영상, (f)는 열화된 영상의 중앙에 위치한 윤곽의 프로파일로서 점확산함수 추정에 계단응답으로 사용되었다. (g)는 추정된 점확산함수의 3차원 모습, (h)는 추정된 점확산함수를 이용하여 역변환 필터(inverse filter)로 복원한 영상, (i)는 복원된 영상의 중앙에 위치한 윤곽의 프로파일이다. 결과를 분석해보면, 잡음이 없는 영상에서는 점확산함수의 추정이 정확하게 되는 것을 확인할 수 있다. 다음 단계로, 실제영상을 임의의 점확산함수로 열화시키고 다시 점확산함수를 추정하는 실험을 수행하였다. 그럼 7은 그 결과를 보여준다. (a)는 열화영상을 만들기 위한 점확산함수이고, (b)는 원영상이다. (c)는 (a)를 가지고 열화시킨 열화된 영상이고, (d)는 캐니 윤곽 추출법으로 얻은 윤곽영상이다. (e)는 (d)의 윤곽 영상에서 방향을 판별하고 윤곽 프로파일을 얻기에 적절하다고 판단된 윤곽만을 시각화한 영상이다. (f)는 (e)의 윤곽을 참고하여 열화된 영상에서 방향에 따라 얻은 윤곽 프로파일을 세로로 배열한 영상이다. 이것을 세로 방향으로 평균하면 최종적으로 점확산함수에 사용되는 계단응답이 된다. (g)는 추정된 점확산함수이다. (a)와 비교하여 추정이 잘 되었음을 확인할 수 있다. (h)는 점확산함수의 정확도를 알아보기 위해 위너필터로 복원한 영상이다.

다음 단계로, 실제영상을 임의의 점확산함수로 열화시키고 다시 점확산함수를 추정하는 실험을 수행하였다. 그럼 7은 그 결과를 보여준다. (a)는 열화영상을 만들기 위한 점확산함수이고, (b)는 원영상이다. (c)는 (a)를 가지고 열화시킨 열화된 영상이고, (d)는 캐니 윤곽 추출법으로 얻은 윤곽영상이다. (e)는 (d)의 윤곽 영상에서 방향을 판별하고 윤곽 프로파일을 얻기에 적절하다고 판단된 윤곽만을 시각화한 영상이다. (f)는 (e)의

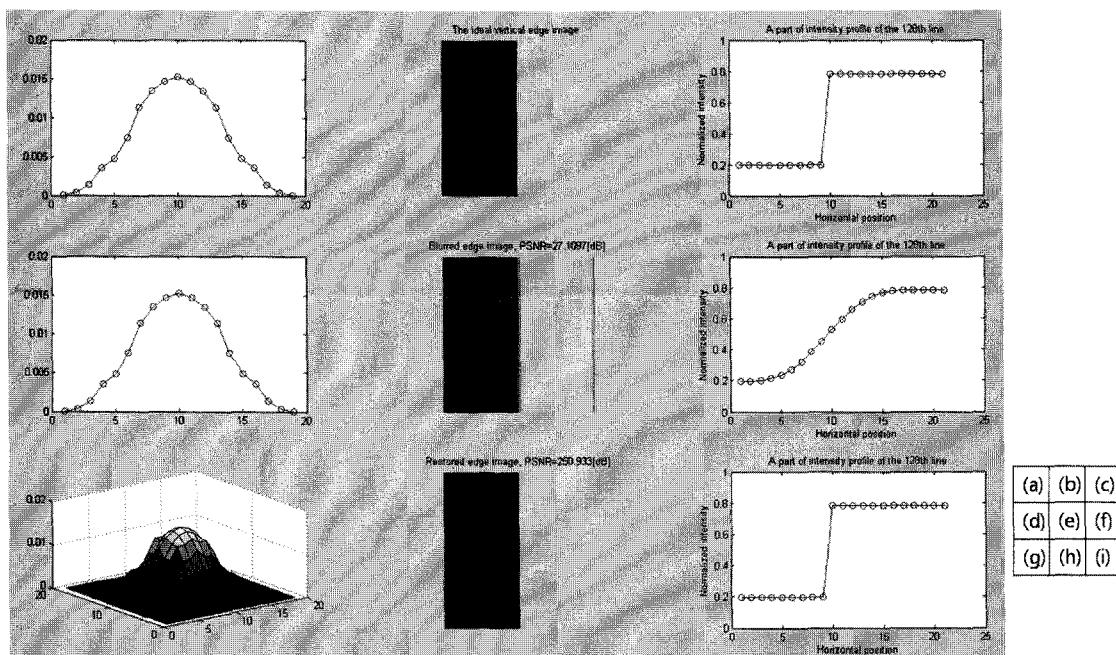


그림 6. 실험영상에서 점확산함수 추정 (a) 임의로 주어진 점확산함수, (b) 원영상, (c) 원영상의 윤곽 프로파일, (d) 추정된 점확산함수, (e) 열화된 영상, (f) 열화된 영상의 윤곽 프로파일, (g) 추정된 점확산함수의 3차원 모습, (h) 역변환 필터(inverse filter)로 복원한 영상, (i) 복원된 영상의 윤곽 프로파일

Fig. 6. Result of ideal synthetic edge image experiments. (a) shows the PSF convolved with original image, (b) shows original image, (c) shows the ramp of (b), (d) shows estimated PSF, (e) shows degraded image with PSF which shown in (a), (f) shows ramp of (e), (g) shows 3D version of estimated PSF, (h) shows restored image with estimated PSF by inverse filter, and (i) shows ramp of (h).

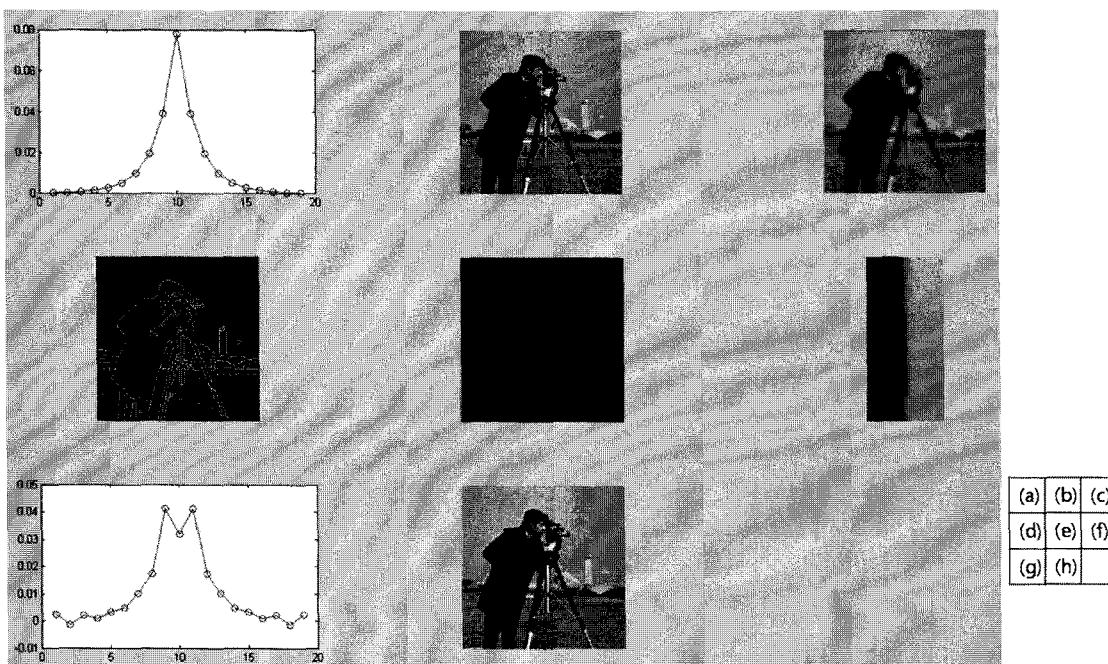


그림 7. 실제영상에서 점확산함수 추정 (a) 임의로 주어진 점확산함수, (b) 원영상, (c) 열화된 영상, (d) 캐니 윤곽 추출법으로 얻은 윤곽영상, (e) 방향 판별된 윤곽, (f) 방향에 따라 열화영상에서 얻은 윤곽 프로파일, (g) 추정된 점확산함수, (h) 복원된 영상

Fig. 7. Result of real image experiments. (a) shows the PSF convolved with original image, (b) shows original image, (c) shows blurred image, (d) shows edge image from (c), (e) shows selected edge image from (d), (f) shows edge profiles from (c), (g) shows estimated PSF, (h) shows restored image with estimated PSF by Wiener filter.

윤곽을 참고하여 열화된 영상에서 방향에 따라 얻은 윤곽 프로파일을 세로로 배열한 영상이다. 이것을 세로 방향으로 평균하면 최종적으로 점확산함수에 사용되는 계단응답이 된다. (g)는 추정된 점확산함수이다. (a)와 비교하여 추정이 잘 되었음을 확인할 수 있다. (h)는 점확산함수의 정확도를 알아보기 위해 위너필터로 복원한 영상이다.

그림 8은 실제영상에서 제안한 알고리듬을 이용하여 점확산함수를 추정하고, 상수의 잡음신호 비율(NSR)을 사용한 위너(Wiener)필터를 이용하여 복원한 영상이다. 본 논문이 제안하는 방법은 점확산함수의 추정이므로 복원필터는 구현하기 간단한 위너필터를 이용하였다.

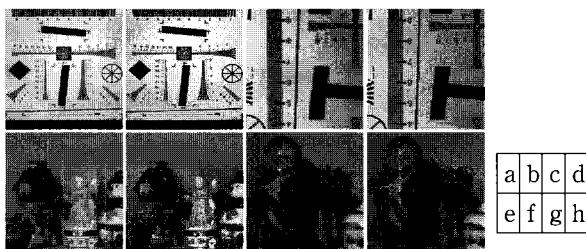


그림 8. 실제영상의 실험결과 (a) 원영상, (b) (a)의 복원 결과영상, (c) 원영상, (d) (c)의 복원결과영상, (e) 원영상, (f) (e)의 복원결과영상, (g) 원영상, (h) (g)의 복원결과영상.

Fig. 8. Result of real image experiments (a) shows original image, (b) shows restored image of (a), (c) shows original image, (d) shows restored image of (c), (e) shows original image, (f) shows restored image of (e), (g) shows original image, (h) shows restored image of (g).

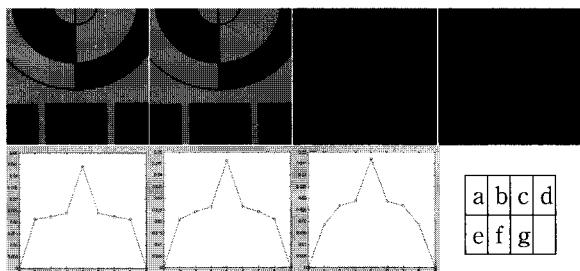


그림 9. 컬러영상의 실험결과 (a) 원영상, (b) (a)의 복원 결과영상, (c) (a)의 부분영상, (d) (b)의 부분영상, (e) R 채널에서 추정된 점확산함수, (f) G 채널에서 추정된 점확산함수, (g) B 채널에서 추정된 점확산함수.

Fig. 9. Result of color image experiments (a) shows original image, (b) shows restored image of (a), (c) shows original image, (d) shows restored image of (c), (e), (f), (g) show estimated PSF for three channel RGB, respectively.

결과영상을 통해 점확산함수의 추정이 잘 이루어졌음을 확인할 수 있다.

그림 9는 최근 상용되는 디지털 카메라를 이용하여 촬영한 RGB색상을 가지는 차트 영상을 이용하여 실험한 영상이다. 컬러영상에서 제안하는 방법이 어떻게 적용되는지를 보여준다. (a)는 촬영된 원영상이고 (b)는 복원된 영상이다. (c)와 (d)는 (a)와 (b)의 부분 영상이다. (e), (f), (g)는 각각 R, G, B 채널에서 추정된 점확산함수의 형태를 보여준다. RGB 각각의 채널에서 서로 다른 점확산함수를 추정한 결과, 컬러영상에서도 색 분리 등의 문제가 발생하지 않는 것을 확인할 수 있다.

## VI. 결론 및 고찰

본 논문에서는 초점열화된 영상에서 점확산함수를 추정하는 방법을 제안하였다. 영상의 윤곽을 토대로 윤곽 프로파일을 만들고, 이를 계단응답으로 이용하여 특이값 분리를 통해 점확산함수를 추정하였다. 제안하는 알고리듬은 오직 열화된 영상의 정보만을 가지고 점확산함수를 간단하면서도 높은 정확도로 구한다는데 더욱 의미가 있다. 시간이 흐를수록 사용빈도가 높아지고 있는 소형화, 경량화 영상획득 장치로의 응용이 기대된다고 볼 수 있다.

그러나 제안하는 알고리듬은 몇 가지 한계를 가진다. 영상에 윤곽이 명확히 존재하지 않는 경우는 윤곽 프로파일을 얻을 수 없어 추정이 불가능하다. 또한 영상 전반에 윤곽이 촘촘하게 배치되어 있는 경우 윤곽 프로파일간에 간섭이 생겨 계단응답으로 생각할 수 없는 한계가 생긴다.

향후 과제로는 높은 잡음환경에서도 점확산함수를 강건하게 추정하는 방법과 적합하지 않는 윤곽 프로파일의 수집을 막아 추정정확도를 높이는 방법 등이 필요할 것으로 보인다.

## 참 고 문 헌

- [1] J. Paik, "New application areas of image restoration: a perspective," Proc. Asia-Pacific Conf. Comm., vol. 2, pp.775-778, August 1993.
- [2] S. Park, H. Kim, and J. Paik, "Combined digital zoom and digital effects system utilizing CCD signal characteristics," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 39, no. 3, pp. 398-406, August

1993.

- [3] D. Kundur and D. Hatzinakos, "Blind image deconvolution," *Proc. IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 13, no. 3, pp. 43-64, May 1996.
- [4] S. Reeves and R Mersereau, "Blur identification by method of generalized cross-validation," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 1, no. 7, pp. 301-311, July 1992.
- [5] R. Fergus, B. Singh, A. Hertzmann, S. Riweis, and W. Freeman, "Removing Camera Shake from a Single Photograph," *ACM Trans. Graphics, Matting, Deblurring*, vol. 25, no. 3, pp. 787-794, July 2006.
- [6] T. Stocknam, T. Cannon, and R. Ingebretsen, "Blind deconvolution through digital signal processing," *Proc. IEEE*, vol. 63, no. 4, pp. 678-692, April 1975.

- [7] R. Molina, J. Mateos, A. Katsaggelos, "Blind deconvolution using a variational approach to parameter, image, and blur estimation," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, no. 12, pp. 3715 - 3727, December 2006.
- [8] S. Kim and J. Paik, "Out-of-focus blur estimation and restoration for digital auto-focusing system," *Electronics letters*, vol. 34, no. 12, pp. 1217-1219, June 1998.
- [9] S. Kim, S. Park, and J. 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.
- [10] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Trans. Pattern Anal., Machine Intelligence*, vol. 8, no. 6, pp. 679-697, November 1986.

---

#### 저 자 소 개

---



**김 동 균(학생회원)**  
2007년 중앙대학교 전자전기  
공학부 학사 졸업.  
2009년 현재 중앙대학교 첨단영상  
대학원 석사과정 재학중.  
<주관심분야 : 영상복원, 영상안  
정화>



**박 영 융(학생회원)**  
2008년 강남대학교 전자공학과  
학사 졸업.  
2009년 현재 중앙대학교 첨단영상  
대학원 석사과정 재학중.  
<주관심분야 : 영상복원, 영상안  
정화>



**이 진 희(학생회원)**  
2001년 중앙대학교 전자전기  
공학부 학사 졸업.  
2004년 중앙대학교 전자전기  
공학부 석사 졸업.  
2009년 현재 중앙대학교 첨단영상  
대학원 박사과정 재학중.  
<주관심분야 : 영상복원, 영상안정화>



**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.  
2009년 현재 중앙대학교 첨단영상대학원  
영상학과 교수.

- <주관심분야 : 영상복원, 신호처리, 반도체>
- [11] I. Bau, N. Lloyd, "Numerical linear algebra," Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1997.
  - [12] J. Demmel, W. Kahan, "Computing Small Singular Values of Bidiagonal Matrices With Guaranteed High Relative Accuracy," *SIAM J. Sci. Statist. Computer*, vol. 11, no. 5, pp. 873-912, 1990.