

논문 2012-50-4-16

# 프레임 간 선명도 균일화를 위한 선명도 메트릭 기반의 동영상 디블러링 알고리즘

( A Video Deblurring Algorithm based on Sharpness Metric  
for Uniform Sharpness between Frames )

이 병 주\*, 이 동 복\*, 송 병 철\*\*

( Byung-ju Lee, Dong-bok Lee, and Byung Cheol Song )

## 요 약

본 논문은 동영상 프레임 간 선명도를 균일하게 유지하면서 블러를 제거하는 기법을 제안한다. 고정된 변수들을 이용하는 기존 기법들과 달리, 제안하는 동영상 디블러링 기법은 영상에 따라 디블러 변수들을 조절함으로써 선명도를 균일하게 만들어 준다. 먼저, 입력 프레임의 초기 블러 커널을 추정하고, 디컨볼루션을 수행한 뒤, 선명도를 측정한다. 그리고 균일한 선명도를 유지할 수 있도록 측정된 선명도에 기반하여 정규화 변수와 커널을 조절하고, 다시 디컨볼루션을 수행한다. 실험 결과를 통해 제안 기법이 상당히 균일한 선명도를 유지하면서 디블러링을 수행함을 확인할 수 있다.

## Abstract

This paper proposes a video deblurring algorithm which maintains uniform sharpness between frames. Unlike the previous algorithms using fixed parameters, the proposed algorithm keeps uniform sharpness by adjusting parameters for each frame. First, we estimate the initial blur kernel and perform deconvolution, then measure the sharpness of the deblurred image. In order to maintain uniform sharpness, we adjust the regularization parameter and kernel according to the examined sharpness, and perform deconvolution again. The experimental results show that the proposed algorithm achieves outstanding deblurring results while providing consistent sharpness.

**Keywords** : sharpness equalization, sharpness metric, video deblurring.

## I. 서 론

블러란 카메라를 통해 영상을 획득하는 과정에서 카메라나 물체의 움직임 등으로 흔히 발생할 수 있는 현상으로 영상의 품질을 저하시키는 주원인 중 하나이다.

특히 동영상은 사용자가 움직이면서 촬영을 하는 경우가 많기 때문에 블러 현상이 자주 발생하게 된다.

그동안 블러 현상을 제거하기 위해 많은 연구가 있었지만<sup>[1~9]</sup>, 여전히 어려운 문제로 남아있다. 블러를 제거하기 위한 소위 디블러링 (de-blurring) 기법은 크게 단일 영상 기반 기법과 복수 영상 기반 기법으로 분류될 수 있다. 대표적인 단일 영상 기반 기법으로서 Fergus 등은 선명한 영상들이 갖는 통계적인 특성을 이용하여 블러 커널을 추정하고 영상을 복원하는 방법을 제시하였으며<sup>[1]</sup> Levin 등은 희박성 정규화 항 (sparsity prior) 을 갖는 모델을 제시하고, 반복적 재가중치 최소 제곱

\* 학생회원, \*\* 평생회원, 인하대학교 전자공학부  
(School of Electronic Engineering, Inha University)

※ 이 논문은 2012년 정부(교육과학기술부)의 재원으로  
한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임  
(2012R1A1B3000446).

접수일자: 2012년10월15일, 수정완료일: 2013년3월18일

(iteratively re-weighted least squares; IRLS) 방식을 이용하여 영상을 복원하는 방법을 제시하였다<sup>[2]</sup>. 또한 Xu 등은 영상의 에지 정보를 이용하고 주파수 영역에서의 처리를 통해 커널을 추정하고, 영상을 복원하는 방법을 제시하였으며<sup>[3]</sup>, Cho 등은 푸리에 변환의 사용 횟수를 효과적으로 줄임으로써 고속으로 블러 커널을 추정하고, 영상을 복원하는 기법을 제시하였다<sup>[4]</sup>. 그러나 상기 단일 영상을 이용한 디블러링 기법들은 제한된 정보량으로 인해 성능 향상에 한계가 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위한 방안으로 복수 영상을 이용한 디블러링 기법들이 최근 많이 소개되고 있다<sup>[5-6]</sup>. Chen 등은 연속된 두 장의 블러 영상을 이용하여 반복적으로 블러 커널 추정과 영상 복원을 실행하는 방법을 제시하였으며<sup>[5]</sup>, Yuan 등은 카메라 노출 시간이 긴 블러 영상과 노출 시간이 짧은 잡음 섞인 선명한 영상 등 두 장을 이용하여 정확하게 블러 커널을 추정하는 기법을 제안하였다<sup>[6]</sup>.

동영상에서의 블러 현상을 제거하기 위한 기법들도 다수 제안되었다. Ben Ezra 등은 공간 해상도와 시간 해상도 사이의 차이를 통해 얻은 소위 ego-motion 정보를 이용하여 블러 커널을 추정하고 영상을 복원하는 방법을 제안하였으며<sup>[7]</sup>, Agrawal 등은 노출 시간을 다르게 한 연속적인 프레임을 이용하여 블러 커널을 추정하였다<sup>[8]</sup>. 또한 Takeda 등은 시공간 영역에서의 블러 커널을 이용하여 영상을 복원하는 방법을 제안하였다<sup>[9]</sup>. 그러나 상기 동영상 디블러링 기법들의 경우 추가적으로 센서가 필요하거나 연산량이 많아 실제 환경에서의 동영상에 적용하기에는 어려움이 있다. 무엇보다 동영상 내 각 프레임의 선명도를 고려하지 않기 때문에 각 프레임이 비균일하게 블러된 일반적인 동영상에 적용하는 경우 디블러된 동영상의 선명도 역시 비균일하며 시청 시 시각적으로 불편함을 느끼게 된다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 동영상 내 각 프레임의 선명도를 측정하여 디블러된 프레임들의 선명도가 균일하도록 제어하는 기법을 제안한다. 먼저 각 프레임의 블러 커널을 추정하고 디컨볼루션의 수행한 뒤, 선명도를 측정한다. 그런 다음 동영상 내 모든 프레임들이 희망하는 선명도를 유지할 수 있도록 정규화 변수와 커널의 크기를 제어한다. 마지막으로 조절된 정규화 변수와 커널을 이용한 디컨볼루션을 통해 디블러된 결과 영상을 얻는다. 여기서 희망하는

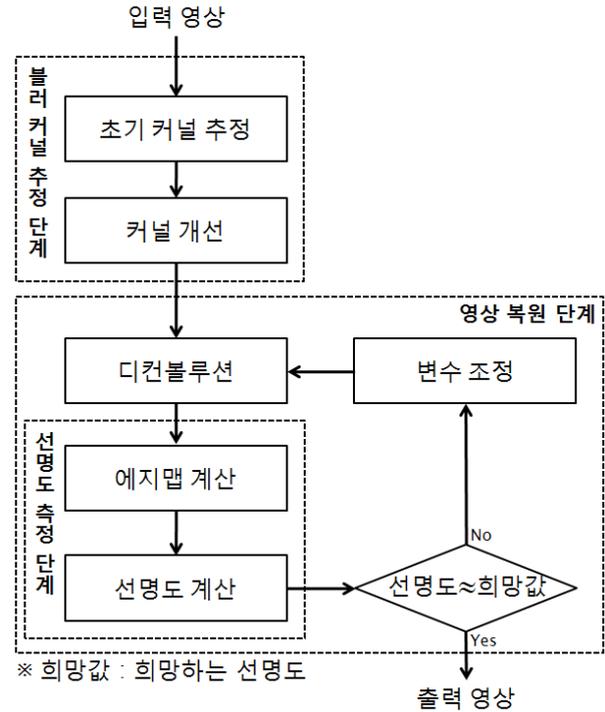


그림 1. 제안 기법의 블록도.  
Fig. 1. Block diagram of the proposed algorithm.

선명도는 사용자에게 의해 설정된 값을 나타낸다. 실험을 통해 제안 기법이 Levin 기법<sup>[2]</sup> 및 Xu 기법<sup>[3]</sup>보다 10배 정도 균일한 선명도를 유지하는 결과를 보임을 확인할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 다음 II절에서는 제안하는 기법을 구체적으로 설명한다. 그리고 III절에서는 제안하는 방법의 실험 환경과 결과 영상들을 보여주며, 마지막 IV절은 본 논문의 결론으로 구성되어 있다.

## II. 본 론

제안하는 기법은 그림 1과 같이 크게 세 단계로 구성되어 있다. 영상의 에지 정보를 이용하여 블러 커널을 예측하는 단계, 영상의 그래디언트를 이용하여 선명도를 측정하는 단계, 그리고 측정된 선명도를 이용하여 정규화 변수와 커널을 제어하고 디컨볼루션을 수행하는 단계로 구성된다. 마지막 단계는 최종 결과 영상의 선명도가 희망하는 선명도에 근접할 때까지 반복된다. 단계 별 상세한 설명은 다음과 같다.

### 1. 블러 커널 추정 (Blur Kernel Estimation)

블러 커널 추정 단계는 다시 초기 커널 추정 과정과 커널 개선 과정으로 나뉜다. 본 논문에서는 블러 커널 추정 기법으로 Xu 등이 제안한 기법을 채택하였다<sup>[3]</sup>.

#### 가. 초기 블러 커널 추정

먼저 쇼크 필터를 이용하여 입력 영상  $I_i$ 로부터 선명한 에지 영상  $I_s$ 을 추출한다. 그리고 다음의 식 (1)과 같이 선명한 에지 영상의 그래디언트 영상  $\nabla I_s$ 에 커널  $\mathbf{k}$ 을 적용한 영상과 입력 영상의 그래디언트 영상  $\nabla I_i$ 의 차를 최소화하는 커널  $\mathbf{k}$ 을 구한다.

$$\mathbf{k} = \underset{\mathbf{k}}{\operatorname{argmin}} (\|\nabla I_s * \mathbf{k} - \nabla I_i\|^2 + \gamma \|\mathbf{k}\|^2) \quad (1)$$

여기서  $\nabla$ 는 그래디언트 연산자로  $\nabla I = (d_x I, d_y I)'$ 로 정의된다. 이 때,  $d_x$ 와  $d_y$ 는 각각 수직/수평 방향의 1차 미분 연산자이다. 식 (1)에서 안정적인 해를 구하기 위해 정규화 항 (regularization term)이 추가되었음에 주목하라. 여기서  $\gamma$ 는 정규화 항의 가중치이다. 푸리에 변환을 이용하여 식 (1)의 해를 구하면 다음과 같다.

$$\mathbf{k} = F^{-1} \left( \frac{\overline{F(d_x I_s)} F(d_x I_i) + \overline{F(d_y I_s)} F(d_y I_i)}{F(d_x I_s) F(d_x I_s) + F(d_y I_s) F(d_y I_s) + \gamma} \right) \quad (2)$$

여기서  $F()$ 와  $F^{-1}()$ 는 각각 푸리에 변환과 역 푸리에 변환이며  $\bar{\phantom{x}}$ 는 켈레복소수를 의미한다. 또한 정확한 초기 블러 커널을 추정하기 위해 영상 피라미드를 만든 후, 작은 영상으로부터 얻은 결과를 다시 큰 영상에 적용하는 coarse-to-fine 방식을 채택하였다. 그리고 커널의 원소들 중 0보다 작은 값들을 0으로 바꿔주고 커널의 합이 1이 되도록 정규화를 수행한다.

#### 나. 커널 개선 (Kernel Refinement)

추정된 초기 블러 커널은 일반적으로 많은 잡음을 포함하고 있어 적절하게 잡음을 제거해야 한다. 먼저 소위 'first significant jump' 법칙<sup>[10]</sup>을 이용하여 임계값  $\tau_k$ 을 설정한다. 다음의 식 (3)과 같이 커널의 원소들 중에서 임계값보다 작은 값들에 대해서만 정규화를 수행한다.

$$E(\mathbf{k}) = \frac{1}{2} \|\nabla I_s * \mathbf{k} - \nabla I_i\|^2 + \gamma \sum_{j \in S} |\mathbf{k}_j| \quad (3)$$

여기서  $S$ 는 임계값보다 작은 값을 가지는 커널의 원소들의 집합으로  $S \leftarrow \{j : \mathbf{k}_j < \tau_k\}$ 로 정의한다. 이러한 과정을 커널의 변화량이 0.001보다 작아질 때까지 반복한다. 본 논문에서 커널의 변화량은 개선된 커널과 이전 커널의 차의 L2 norm을 의미하며,  $\tau_k$ 는 1회 반복될 때마다 0.9배로 낮춰주었다. 마지막으로 커널의 합이 1이 되도록 정규화하여 개선된 블러 커널을 얻는다.

### 2. 선명도 측정

선명도 측정 단계는 다시 에지 맵을 추출하는 과정과 선명도 계산 과정으로 나뉜다. 각 과정에 대한 상세한 설명은 다음과 같다.

#### 가. 에지 맵 계산

평탄한 영역은 선명도와 직접적인 관계가 적으며 잡음이 포함되어 있는 경우가 많기 때문에 선명도를 측정하는데 있어 오히려 정확도를 감소시키게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 우리는 에지 맵을 구하고, 에지에서의 그래디언트만을 이용하여 해당 영상의 선명도를 계산한다.

에지 맵은 다음의 식 (4)와 같이 영상의 수평/수직 그래디언트의 L2 norm을 계산한 뒤, 그 값 중 임계값  $\tau_e$ 보다 작은 값들을 제거하여 구한다. 본 논문에서는 Otsu 기법<sup>[11]</sup>을 이용하여 임계값  $\tau_e$ 을 설정하였다.

$$M_E = H(\|\nabla I_i\|_2 - \tau_e) \quad (4)$$

여기서  $H()$ 는 헤비사이드 계단 함수를 의미하며,  $\|\nabla I_i\|_2$ 은 입력 영상의 수직/수평 방향 그래디언트의 L2 norm을 나타낸다. 그림 2는 입력 영상과 식 (4)를 통해 구한 에지 맵을 보여준다.



그림 2. 입력 영상과 에지 맵.

(a) 입력 영상, (b) 에지 맵

Fig. 2. An input image and its edge map.

(a) Input image, (b) edge map.

나. 선명도 계산

그림 3의 예처럼 일반적으로 영상이 블러되면 에지 세기가 감소하며 동일한 블러 커널을 사용하더라도 이미 블러된 영상일수록 덜 블러되는 경향이 있다<sup>[12]</sup>. 우리는 이러한 특성을 이용하여 다음과 같이 각 영상의 선명도를 계산한다. 먼저 식 (5)~(7)과 같이 소정의 블러 커널  $\mathbf{k}'$ 을 이용하여 영상  $\mathbf{I}$ 을 블러시킨 영상  $\mathbf{B}$ 을 만들고, 두 영상에 대해 에지 영역에서의 수평/수직 방향 그래디언트의 L2 norm을 계산한다.

$$\mathbf{B} = \mathbf{I} * \mathbf{k}' \tag{5}$$

$$\mathbf{N}_i(x, y) = \mathbf{M}_E(x, y) \times \|\nabla \mathbf{I}(x, y)\|_2 \tag{6}$$

$$\mathbf{N}_b(x, y) = \mathbf{M}_E(x, y) \times \|\nabla \mathbf{B}(x, y)\|_2 \tag{7}$$

여기서  $\mathbf{N}_i, \mathbf{N}_b$ 는 각각  $\mathbf{I}$ 와  $\mathbf{B}$ 의 에지 영역에서의 수직/수평 그래디언트의 L2 norm을 나타낸다. 본 논문에서  $\mathbf{k}'$ 는  $10 \times 10$  평균 필터이다. 또한  $\mathbf{M}_E$ 은 식 (4)을 통해 계산된 에지 맵이다. 그런 다음 식 (6)과 식 (7)에서

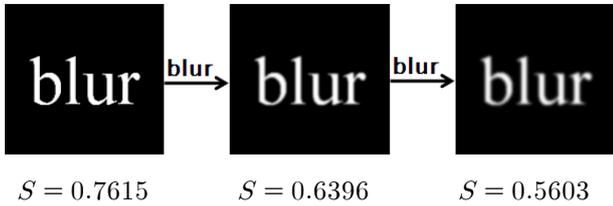


그림 3. 블러 정도에 따른 선명도  
Fig. 3. Sharpness strength vs. blurriness strength.

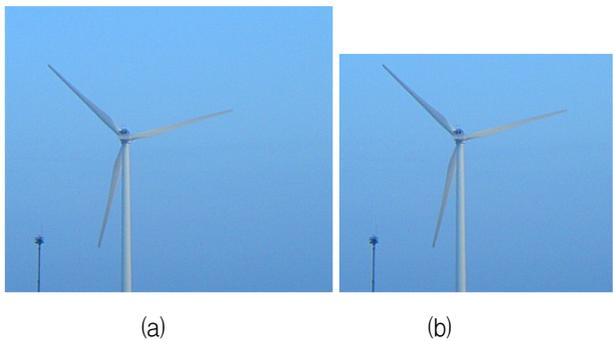


그림 4. 서로 다른 두 영상의 선명도  
(a)  $S = 0.8465, S' = 0.7401$ ,  
(b)  $S = 0.8454, S' = 0.7549$ .  
Fig. 4. Sharpness for two different images.  
(a)  $S = 0.8465, S' = 0.7401$ ,  
(b)  $S = 0.8454, S' = 0.7549$ .

구한  $\mathbf{N}_i$ 와  $\mathbf{N}_b$ 를 이용하여 식 (8)과 같이 입력 영상의 선명도를 계산한다.

$$S = \frac{\sum(\mathbf{N}_i(x, y) - \mathbf{N}_b(x, y))}{\sum(\mathbf{N}_i(x, y))} \tag{8}$$

여기서 선명도  $S$ 는 0~1사이의 값을 가지며 1에 가까울수록 선명한 영상을 의미한다 (그림 3).

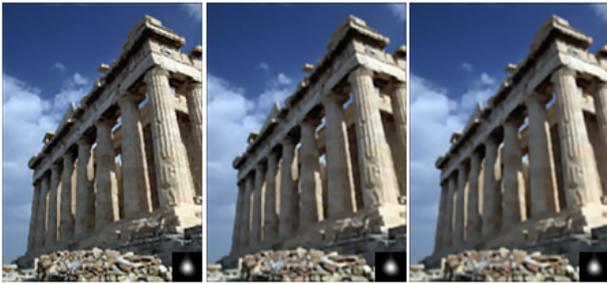
한편, 그림 4에서 서로 다른 두 영상의 선명도를 통해 에지 맵을 고려한 선명도 계산의 중요성을 살펴본다. 여기서  $S$ 는 식 (8)을 통해 계산된 선명도이며,  $S'$ 은 식 (6)과 식 (7)에서  $\mathbf{M}_E$ 을 이용하지 않고 모든 픽셀에서의 수평/수직 그래디언트의 L2 norm을 이용하여 구한 선명도이다. 그림 4의 오른쪽 영상은 왼쪽 영상에서 일부 평탄한 영역을 제거한 영상으로 왼쪽 영상과 선명도가 같아야 한다. 그러나  $S'$ 의 경우, 두 영상에 대한 선명도가 큰 차이를 가진다. 그에 비해  $S$ 는 두 영상에 대한 선명도가 유사한 값을 가지는 것을 확인할 수 있다. 이는 에지에서의 그래디언트만을 이용하여 선명도를 구하는 것이 보다 정확함을 보여준다.

3. 영상 복원

영상 복원 단계는 정규화 변수 및 커널의 크기 제어 과정과 영역별 적응적 디컨볼루션 과정으로 구성된다. 먼저 측정된 선명도를 고려하여 정규화 변수나 커널의 크기를 적절히 조절한다. 그런 다음 조절된 정규화 변수와 커널을 이용하여 디컨볼루션을 수행한다. 이런 일련의 과정을 희망하는 선명도에 근접할 때까지 반복한다. 본 논문에서는 디컨볼루션 기법으로 Levin 등이 제안한 기법<sup>[2]</sup>을 채택하였다.

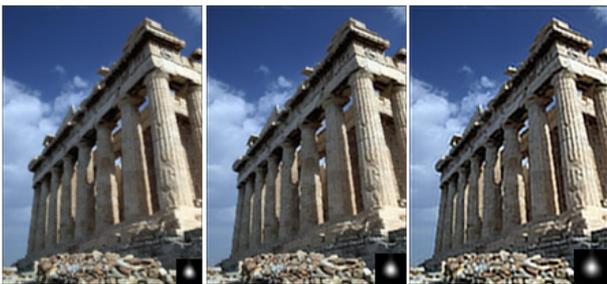
가. 정규화 변수 및 커널의 크게 제어

정규화 변수 및 커널의 크기 제어의 목적은 각 프레임의 디블러된 결과 영상의 선명도가 희망하는 선명도에 근접하도록 조절하는 것이다. 정규화 변수는 디컨볼루션 과정에서 잡음을 완화시켜주기 위한 정규화 항의 가중치로써 증가시킬수록 잡음과 함께 에지 세기도 완화되기 때문에 디블러된 결과 영상의 선명도가 감소한다 (그림 5(a)). 또한 커널의 크기는 블러된 정도를 나타내며 클수록 블러가 강하게 된 것을 의미한다. 이러한 특성은 디컨볼루션의 경우에도 똑같이 적용된다. 즉, 커널의 크기를 증가시킬수록 디컨볼루션이 강하게 되기



정규화 변수:0.005 정규화 변수:0.025 정규화 변수:0.045  
( $S = 0.7350$ ) ( $S = 0.7044$ ) ( $S = 0.6801$ )

(a)



커널크기:9×9 커널크기:11×11 커널크기:13×13  
( $S = 0.7276$ ) ( $S = 0.7456$ ) ( $S = 0.7641$ )

(b)

그림 5. 선명도와 정규화 변수의 관계 (a) 정규화 변수에 따른 결과 영상과 선명도 (커널크기: 11×11), (b) 커널 크기에 따른 결과 영상과 선명도 (정규화 변수: 0.003)

Fig. 5. Sharpness according to regularization parameters and kernel sizes. (a) The result images and their sharpness according to regularization parameters (kernel size: 11×11), (b) the result images and their sharpness according to kernel sizes (regularization parameter: 0.003).

때문에 결과 영상의 선명도가 증가한다 (그림 5(b)).

먼저 정규화 변수의 경우, 그림 6과 같이 선명도와와의 관계가 영상에 따라 다르기 때문에 수식적 정의가 어렵다. 따라서 우리는 매 단계에서 정규화 변수의 변화량에 대한 선명도의 변화량을 계산하고, 이를 이용하여 정규화 변수를 조절하였다.

우선 식 (9)와 같이 정규화 변수의 변화량에 대한 선명도의 변화량  $\Delta S_w$ 을 계산한다.

$$\Delta S_w = \frac{\Delta S}{\Delta w} \quad (9)$$

여기서  $w$ 는 정규화 변수이며,  $\Delta S$ 와  $\Delta w$ 는 각각 선명

도의 변화량과 정규화 변수의 변화량을 나타낸다. 그런 다음 식 (10)~(11)과 같이 현재 선명도와 희망하는 선명도의 차이값  $D_S$ 을 구하고, 이 값과 식 (9)를 통해 계산된  $\Delta S_w$ 을 이용하여 정규화 변수를 조절한다.

$$D_S = S_{wish} - S \quad (10)$$

$$w = w + \frac{D_S}{\Delta S_w} \quad (11)$$

여기서  $S_{wish}$ 는 희망하는 선명도를 나타낸다. 이러한 조절 과정을 통해 현재 선명도가 희망하는 선명도보다 낮은 경우에는 정규화 변수가 적절히 감소되고, 반대의 경우에는 적절히 증가되어 디블러된 결과 영상의 선명도가 희망하는 선명도에 가까워지게 된다. 그러나 일반적으로 정규화 변수가 증가될수록 정규화 변수에 대한 선명도의 변화량이 감소한다 (그림 6). 이를 고려하여 본 논문에서는 정규화 변수를 0 ~ 0.05사이의 값으로 범위를 제한하였다.

다음으로 커널의 크기의 경우, 정규화 변수보다 디블러된 결과 영상의 선명도에 큰 영향을 미친다 (그림 5). 따라서 우리는 정규화 변수의 조절을 통해 희망하는 선명도를 얻을 수 없는 경우에만 커널의 크기를 조절하였다. 즉, 정규화 변수를 더 이상 증가 또는 감소시킬 수 없는 경우에만 커널의 크기를 조절하였다. 현재 선명도가 희망하는 선명도보다 낮은 경우에는 커널의 크기를 수직/수평 방향으로 2픽셀씩 증가시키고, 반대의 경우에는 커널의 크기를 2픽셀씩 감소시켜 디블러된 결과 영상의 선명도가 희망하는 선명도에 가까워지도록 하였

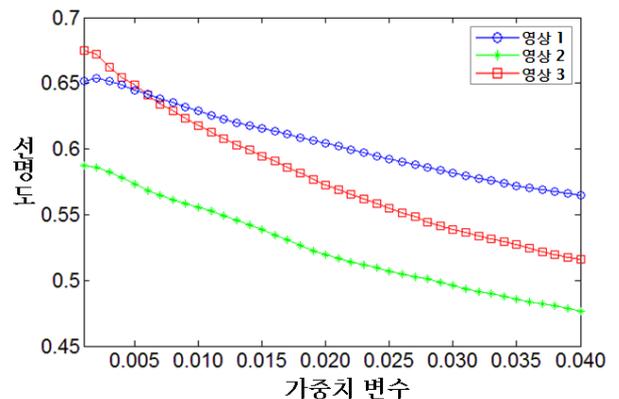


그림 6. 선명도 vs. 정규화 변수

Fig. 6. Sharpness vs. regularization parameter.

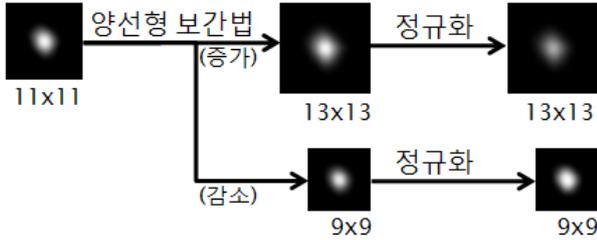


그림 7. 커널의 크기 조절  
Fig. 7. Adjustment of kernel size.

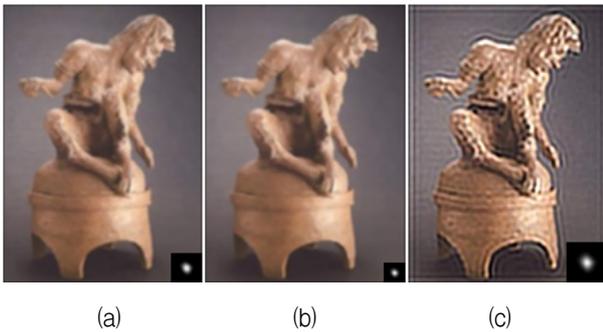


그림 8. 입력 영상과 커널 크기에 따른 결과 영상 (a) 입력 영상과 블러 커널 (커널 크기 : 11×11,  $S = 0.4917$ ), (b) 결과 영상 (정규화 변수 0.003, 커널 크기: 5×5,  $S = 0.4869$ ), (c) 결과 영상 (정규화 변수 0.003, 커널 크기: 17×17,  $S = 0.6608$ )

Fig. 8. Result images according to kernel sizes. (a) An input image and blur kernel (kernel size: 11×11,  $S = 0.4917$ ), (b) the result image (regularization parameter: 0.003, kernel size: 5×5,  $S = 0.4869$ ), (c) the result image (regularization parameter: 0.003, kernel size: 17×17,  $S = 0.6608$ ).

다. 이 때, 커널은 양선형 보간법 (bilinear interpolation) 을 사용하여 크기를 증가 또는 감소시켰으며 크기를 변경시킨 후에는 합이 1이 되도록 정규화하였다 (그림 7). 그러나 커널의 크기를 너무 감소시키면 디컨볼루션 과정에서 데이터 근사 항 (data fitting term)보다 정규화 항의 영향이 상대적으로 크기 때문에 오히려 디블러된 결과 영상의 선명도가 입력 영상의 선명도보다 낮아지는 경우가 발생하고 (그림 8(b)), 커널의 크기를 너무 증가시키면 디컨볼루션 과정에서 잘못된 값들이 이용되기 때문에 물결 현상과 같은 잡음이 심하게 발생한다 (그림 8(c)). 따라서 이러한 문제점을 방지하기 위해 우리는 커널의 크기의 조절 범위를  $\pm 2$ 픽셀로 제한하였다. 그림 8은 입력 영상과 블러 커널의 크기를 5×5와

17×17로 변경시킨 경우에 대한 결과 영상이다.

하지만 정규화 변수와 커널의 크기는 각각 조절 범위가 제한되어 있기 때문에 결과 영상의 선명도와 희망하는 선명도의 차이가 크더라도 더 이상 정규화 변수와 커널의 크기를 조절하지 못하는 경우가 발생한다. 이러한 경우에는 현재의 정규화 변수와 커널의 크기를 최종 정규화 변수 및 커널의 크기로 사용하였다.

나. 영역별 적응적 디컨볼루션

일반적으로 시각적인 측면에서 평탄한 영역은 에지 영역보다 잡음에 민감하다. 이러한 이유로 같은 잡음이 발생하더라도 에지 영역보다 평탄한 영역에서 발생하는 경우, 영상의 화질이 더 나쁘다고 느끼게 된다. 이를 고려하여 우리는 에지 영역과 평탄한 영역을 분리하고, 각 영역에 대해 적응적으로 정규화 변수를 조절한 후 디컨볼루션을 수행하였다.

먼저 식 (4)를 통해 구한 에지 맵을 이용하여 영상을 에지 영역과 평탄한 영역으로 분리한다. 그런 다음 식 (12)와 같이 평탄한 영역에 추가적인 가중치를 더해 주는 방식으로 각 영역에 대해 적응적으로 정규화 가중치를 조절한다.

$$\begin{cases} w_{edge} = w \\ w_{flat} = w + 0.003 \end{cases} \quad (12)$$

여기서  $w_{edge}$  와  $w_{flat}$  은 각각 에지 영역과 평탄한 영역에 대한 정규화 변수이며  $w$  는 식 (11)을 통해 조절된 정규화 변수를 나타낸다. 영역별 정규화 변수가 조절되면 식 (13)~(14)와 같이 두 정규화 변수에 대해 각각 디컨볼루션을 수행한다.

$$I_{edge} = \underset{I}{\operatorname{argmin}} (\|I * k - B\| + w_{edge} \sum (d_x I^{0.8} + d_y I^{0.8})) \quad (13)$$

$$I_{flat} = \underset{I}{\operatorname{argmin}} (\|I * k - B\| + w_{flat} \sum (d_x I^{0.8} + d_y I^{0.8})) \quad (14)$$

여기서  $I_{edge}$  와  $I_{flat}$  는 각각  $w_{edge}$  와  $w_{flat}$  을 이용하여 디컨볼루션을 수행한 영상이다. 그러나 여기서 식 (13)~(14)의 내부 다항식은 볼록 함수가 아니므로 하나의 수식으로 표현할 수 없다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 우리는 IRLS 방법을 사용하였다.

우선 식 (15)~(16)과 같이 가중치( $\psi$ )를 이용하여  $\bar{A}$

와  $\bar{I}_i$ 를 구하고, Conjugate gradient (CG) 기법을 이용하여 식 (17)의 해  $I$ 를 구한다.

$$\bar{A} = \sum_j A_{j \rightarrow}^T \psi_j A_{j \rightarrow} \quad (15)$$

$$\bar{I}_i = \sum_j A_{j \rightarrow}^T \psi_j I_{ij} \quad (16)$$

$$\bar{A}I = \bar{I}_i \quad (17)$$

여기서  $A_{j \rightarrow}$ 와  $I_{ij}$ 는 각각 컨볼루션 행렬의  $j$ 행과 입력 영상의  $j$ 열을 나타낸다.

그런 다음 식 (18)~(19)와 같이 식 (17)에서 구한  $I$ 를 이용하여 가중치를 다시 계산한다.

$$u_j = A_{j \rightarrow} I - I_i \quad (18)$$

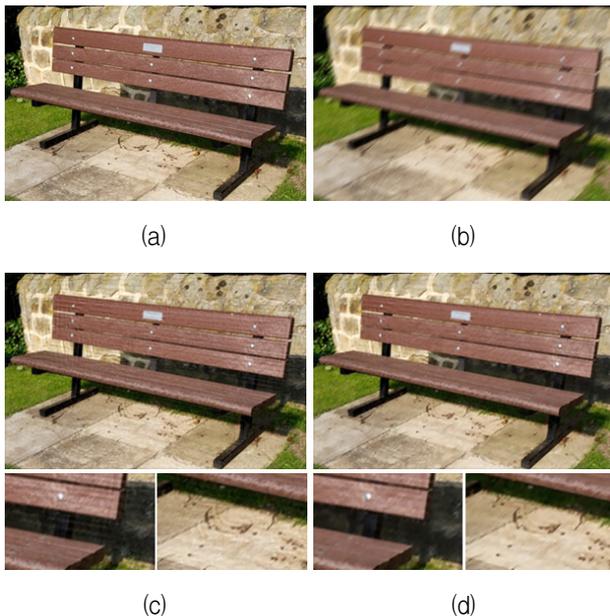


그림 9. 적응적 정규화 변수를 사용한 효과 (a) 원본 영상, (b) 블러 영상, (c) 동일한 정규화 변수를 사용한 결과 영상 (정규화 변수: 0.003), (d) 적응적 정규화 변수를 사용한 결과 영상( 에지 영역의 정규화 변수: 0.003, 평탄한 영역의 정규화 변수: 0.006)

Fig. 9. Effect of adaptive regularization parameter. (a) An original image, (b) blur image. (c) the result image using a constant regularization parameter(regularization parameter: 0.003), (d) the result image using adaptive regularization parameter(regularization parameter of edge region: 0.003, regularization parameter of flat region: 0.006).

$$\psi_j(u_j) = \frac{1}{u_j} \frac{d\rho(u_j)}{du} \quad (19)$$

여기서  $\rho(\cdot)$ 은  $\rho(z) = |z|^{0.8}$ 로 정의한다. 식 (15)~(19)의 과정을  $I$ 가 수렴할 때까지 반복하여 복원된 영상을 구한다.

위와 같은 방식으로  $I_{edge}$ 와  $I_{flat}$ 가 구해지면 식 (20)과 같이 최종 복원된 영상을 생성한다.

$$I(x,y) = \begin{cases} I_{edge}(x,y), & \text{if } M_E(x,y) = 1 \\ I_{flat}(x,y), & \text{else} \end{cases} \quad (20)$$

여기서  $M_E$ 는 식 (4)를 통해 구한 에지 맵으로 값이 1인 영역은 에지 영역을 의미하고, 나머지 영역은 평탄한 영역을 의미한다.

그림 9는 기존 디컨볼루션과 영역별 적응적 디컨볼루션의 결과 영상이다. 그림 9(b)는 영상 전체에 동일한 정규화 변수를 사용한 경우의 결과 영상으로 전체적으로 선명해지기는 하였지만 평탄한 영역에 잡음이 많이 발생한 것을 확인할 수 있다. 그에 비해 그림 9(c)는 영역별 적응적 정규화 변수를 사용한 경우의 결과 영상으로 에지 영역은 그림 9(b)와 동등한 선명도를 유지하면서 평탄한 영역의 잡음은 줄어든 것을 확인할 수 있다. 이는 영역별 적응적 정규화 변수를 이용하는 것이 보다 좋은 화질의 결과 영상을 얻을 수 있음을 보여준다.

### III. 실험

본 논문에서 제시한 기법의 성능을 확인하기 위하여 CIF 해상도의 비디오 영상인 foreman의 3프레임에 대해 각각 분산이 다른 가우시안 커널을 적용한 합성 영상과 불규칙한 흔들림으로 인해 비균일한 선명도를 가지는 헬기 촬영 영상 (320×240, 190프레임)에 대해 실험을 진행하였다.

제안하는 기법은 실행 전에 희망하는 선명도와 초기 블러 커널의 크기를 설정해주어야 한다. 본 실험에서 희망하는 선명도와 초기 블러 커널의 크기는 다양한 값들로 실험을 진행한 후 가장 좋은 결과가 나온 경우의 값으로 설정하였다. 합성 영상의 경우, 희망하는 선명도와 초기 커널 크기를 각각 0.70과 9×9로 설정하였으며, 촬영 영상의 경우, 각각 0.78과 11×11로 설정하였다. 블러 커널 추정과 디컨볼루션은 각각 Xu 등이 제시한 기

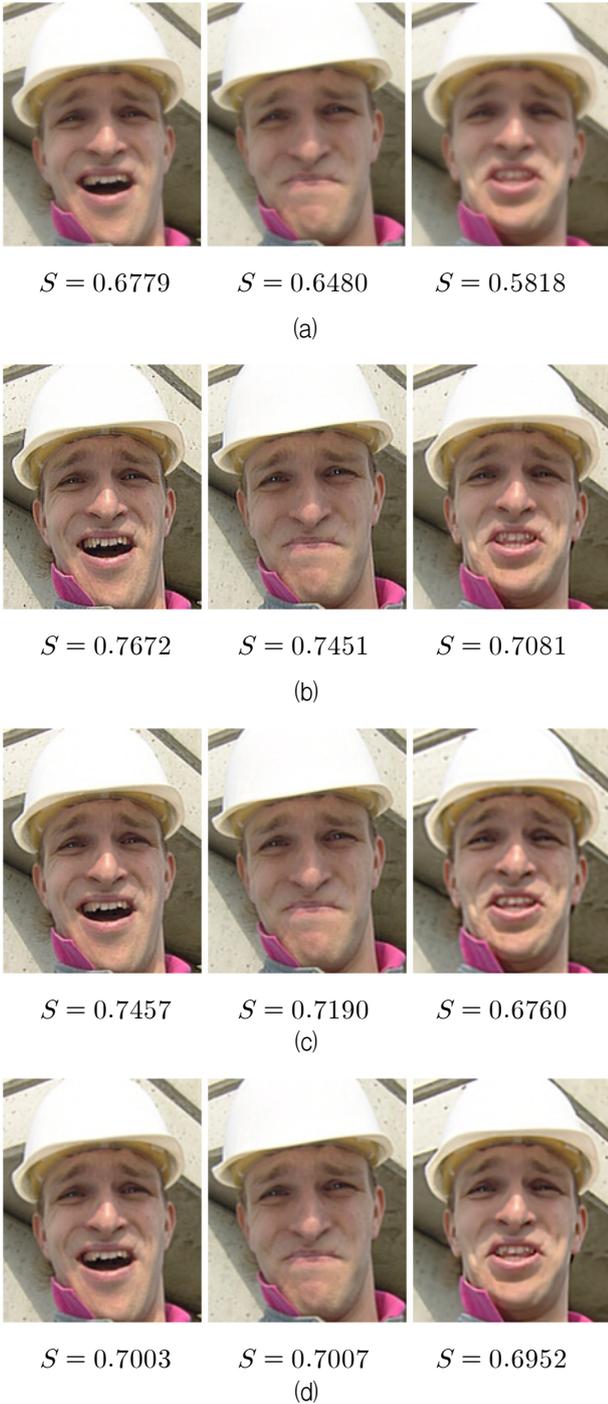


그림 10. 결과 영상. (a) 합성된 블러 영상, (b) Xu 기법 (커널크기:  $9 \times 9$ , 정규화 변수: 0.02), (c) Levin 기법 (커널크기:  $9 \times 9$ , 정규화 변수: 0.007), (d) 제안 기법

Fig. 10. Result images. (a) Blurred image, (b) Xu's algorithm (kernel size:  $9 \times 9$ , regularization parameter: 0.02), (c) Levin's algorithm (kernel size:  $9 \times 9$ , regularization parameter: 0.007), (d) the proposed algorithm.

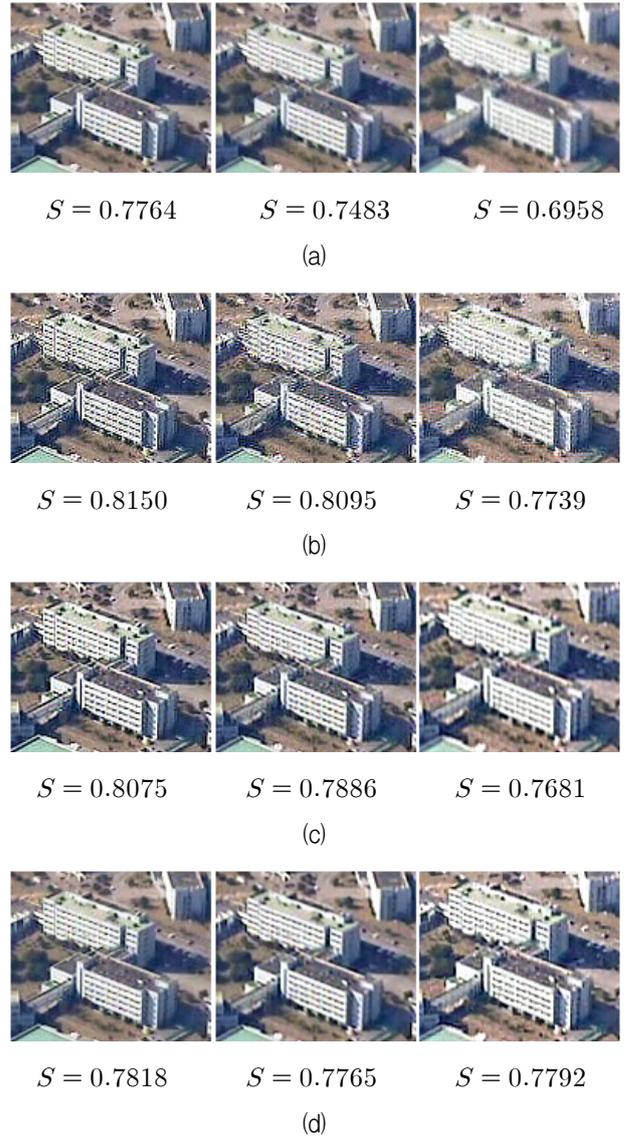


그림 11. 결과 영상. (a) 원본 영상, (b) Xu 기법 (커널 크기:  $11 \times 11$ , 정규화 변수: 0.02), (c) Levin 기법 (커널 크기:  $11 \times 11$ , 정규화 변수: 0.007), (d) 제안 기법. 영상 출처: KAIST 영상특화연구센터 제공

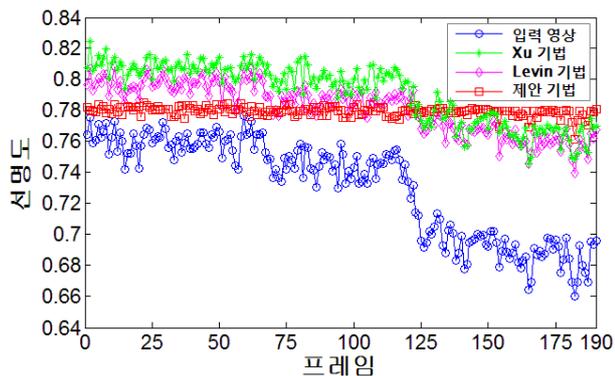
Fig. 11. The result images. (b) Xu's algorithm (kernel size:  $11 \times 11$ , regularization parameter: 0.02), (c) Levin's algorithm (kernel size:  $11 \times 11$ , regularization parameter: 0.007), (d) the proposed algorithm.

법 [3]과 Levin 등이 제시한 기법 [2]을 사용하였다.

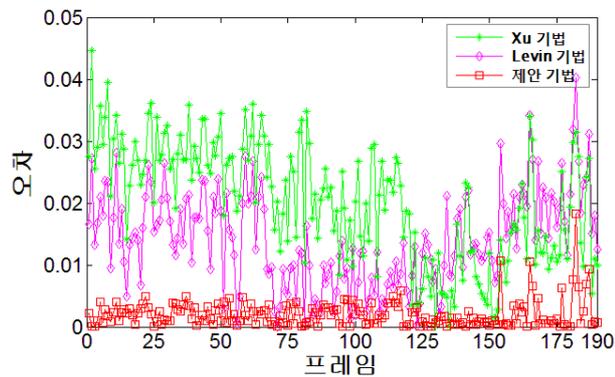
그림 10과 그림 11은 합성 영상과 촬영 영상에 대해 Xu 기법 및 Levin 기법과 제안 기법의 비교 결과를 보여준다. Xu 기법과 Levin 기법의 결과 영상은 선명도가 비균일한 것에 비해 제안 기법의 결과 영상은 선명도가

희망하는 선명도와 유사한 값으로 균일한 것을 확인할 수 있다. 또한 화질 측면에서도 제안 기법의 결과 영상이 Xu 기법과 Levin 기법의 결과 영상보다 잡음이 적은 것을 확인할 수 있다.

그림 12는 그림 11에서 사용한 영상의 모든 프레임에 대한 선명도와 희망하는 선명도와의 차이값 (오차)을 보여준다. Xu 기법과 Levin 기법은 입력 영상보다 선명



(a)



(b)

그림 12. 균일화 오차. (a) 결과 영상의 선명도, (b) 희망 값과의 오차.

Fig. 12. Equalization error. (a) Sharpness of the result images, (b) the equalization error.

표 1. 선명도 균일화의 오차.

Table 1. The equalization error.

	선명도		오차	
	평균	분산	평균	분산
입력 영상	0.7309	$1 \times 10^{-3}$	-	-
Xu 기법	0.7917	$3.7 \times 10^{-4}$	0.0203	$9.1 \times 10^{-5}$
Levin 기법	0.7820	$2.6 \times 10^{-4}$	0.0142	$5.8 \times 10^{-5}$
제안 기법	0.7795	$9.2 \times 10^{-6}$	0.0021	$5.0 \times 10^{-6}$

도가 전체적으로 높아지긴 하였지만 여전히 비균일한 반면 제안하는 기법의 선명도는 대부분 0.775~0.785사이의 값으로 균일한 것을 확인할 수 있다. 표 1은 그림 12의 선명도와 오차에 대한 평균과 분산을 보여준다. 선명도의 평균은 Xu 기법과 Levin 기법, 그리고 제안 기법이 각각 0.7917, 0.7820, 0.7795로 비교적 차이가 적지만, 선명도의 분산이 Xu 기법과 Levin 기법은 각각  $3.7 \times 10^{-4}$ ,  $2.6 \times 10^{-4}$ 인데 비해 제안 기법은  $9.2 \times 10^{-6}$ 으로 상당히 낮으며, 오차 역시 Xu 기법과 Levin 기법보다 제안 기법이 낮은 것을 확인할 수 있다. 이는 제안 기법이 Xu 기법과 Levin 기법보다 균일하고, 희망하는 선명도와 유사한 선명도를 갖는 결과 영상을 생성함을 보여준다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 선명도 메트릭을 이용하여 프레임 간 선명도가 균일하도록 블러를 제거하는 기법을 제안하였다. 먼저 영상의 초기 블러 커널을 추정하고 디컨볼루션을 수행한 뒤 선명도를 측정하였다. 그런 다음 측정된 선명도에 기반하여 정규화 변수와 커널의 크기를 조절하여 결과 영상의 선명도가 균일한 선명도를 가지도록 조절하였다. 제안하는 기법은 결과 영상의 선명도와 희망하는 선명도의 평균 오차가 0.001 미만으로 균일한 선명도를 유지한다. 또한 선명도의 분산 역시 기존 기법보다 10배 이상 낮은 것을 확인하였다.

본 논문에서 제안하는 동영상 디블러링 기법은 비균일한 선명도를 가지는 동영상을 균일한 선명도를 가지도록 복원하고자 할 때, 유용하게 적용될 수 있다.

#### 참 고 문 헌

- [1] R. Fergus, H. Singh, A. Herzmann, S. T. Roweis, and W. T. Freeman. "Removing camera shake from a single photograph," in Proc. ACM SIGGRAPH, pp. 787-794, 2006.
- [2] A. Levin, Y. Weiss, F. Durand, and W. T. Freeman, "Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms," in Proc. CVPR, 2009.
- [3] L. Xu and J. Jia, "Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring," in Proc. ECCV, pp. 157-170, 2010.
- [4] S. Cho and S. Lee, "Fast motion deblurring,"

- ACM Trans. Graphics, vol. 28, no. 5, p. 145, Dec. 2009.
- [5] J. Chen, L. Yuan, and C. -K. Tang, "Robust dual motion deblurring," in Proc. CVPR, 2008.
- [6] L. Yuan, J. Sun, L. Quan, and H. Y. Shum, "Image deblurring with blurred/noisy image pair," ACM Trans. Graphics, vol. 26, no. 3, July 2007.
- [7] M. Ben-Ezra and S. K. Nayar. "Motion-based motion deblurring," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 26, no. 6, pp. 689-698, June 2004.
- [8] A. Agrawal, Y. Xu, and R. Raskar, "Invertible motion blur in video," ACM Trans. Graphics, vol.28, no.3, p.95, August 2009.
- [9] H. Takeda and P. Milanfar, "Removing motion blur with space-time processing," IEEE Trans. Image Process., vol. 20, no. 10, pp. 2990-3000, October 2011.
- [10] Y. Wang and W. Yin, "Compresses sensing via iterative support detection," CAAM Technical Report TR09-30, 2009.
- [11] N. Otsu, "A threshold selection method from gray level histogram," IEEE Trans. Syst. Man Cyber., vol. 9, pp. 62-66, Jan. 1979.
- [12] F. Crete, T. Dolmiere, P. Ladret, and M. Nicolas, "The blur effect: perceptual and estimation with a new no-reference perceptual blur metric," in Proc. SPIE Electronic Imaging, 2007.

---

 저 자 소 개
 

---



이 병 주(학생회원)  
 2012년 인하대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 2012년~현재 인하대학교  
 전자공학과 석사 과정.  
 <주관심분야 : 영상 신호처리>



이 동 복(학생회원)  
 2011년 인하대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 2013년 인하대학교 전자공학과  
 석사 졸업.  
 2013년~현재 인하대학교  
 전자공학과 박사 과정.  
 <주관심분야 : 영상 신호처리, 3차원 영상 처리>



송 병 철(평생회원)  
 1994년 한국과학기술원 전기 및  
 전자공학과 졸업 (학사).  
 1996년 한국과학기술원 전기 및  
 전자공학과 졸업 (석사).  
 2001년 한국과학기술원 전기 및  
 전자공학과 졸업  
 (공학박사).

2001년~2008년 삼성전자 디지털미디어연구소  
 책임연구원  
 2008년~현재 인하대학교 전자공학부 교수  
 <주관심분야: 영상 신호처리, 영상시스템/SoC>