적응적 정칙화를 통한 고속 흔들린 영상 복원

Fast Non-blind Image Deconvolution with Adaptive Regularization

이종호 · 호요성
Jong-Ho Lee · Yo-Sung Ho

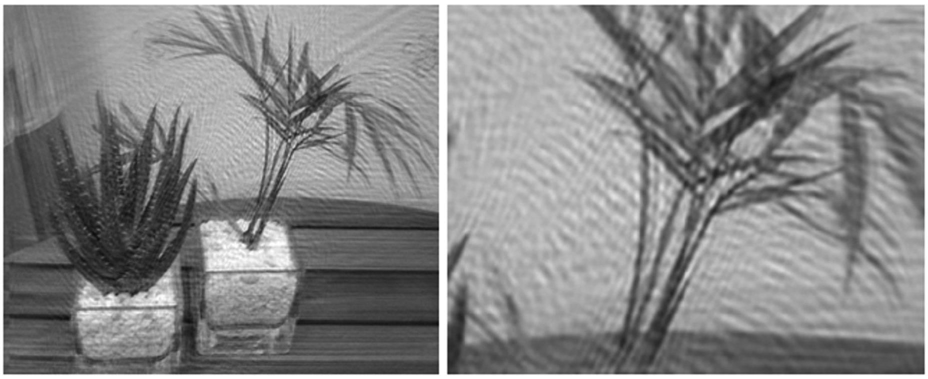
사진 촬영시 흔하게 발생하는 문제점 중 하나는 영상의 흔들림이다. 흔들린 영상 복원(image deconvolution)이란 이러한 흔들린 영상으로부터 선명하고 깨끗한 영상을 복원하는 기술을 의미한다. 하지만 흔들린 영상으로부터 선명한 영상을 복원할 경우 물결현상(ringing artifact)이나 잡음증폭(noise amplification)과 같은 문제점들이 발생한다. 이러한 문제점들은 영상의 사전 확률(image prior)을 이용한 정칙화(regularization)를 통해 어느 정도 해결할 수 있지만 모든 화소에 동일한 세기로 적용되는 기존의 정칙화 기법으로는 선명한 영상을 복원하는데 한계가 있다. 본 논문에서는 영상의 지역적 특성을 고려하여 정칙화의 세기를 적응적으로 조절해 경계 영역은 최대한 보존하면서 물결현상과 잡음을 효과적으로 제거하는 흔들린 영상 복원방법을 제안한다. 우선 올바른 경계 정보를 보여주는 참조 지도(reference map)를 예측하고 이를 바탕으로 지역적 특성에 따라 정칙화의 세기를 조절한다. 또한 제안하는 방법의 경우 빠른 연산을 위해 고속 푸리에 변환(FFT: Fast Fourier Transform)을 이용하는데 FFT를 이용해 흔들린 영상 복원시 발생하는 최외각 경계 오류(boundary artifact)문제를 해결하는 방법도 아울러 제안한다. 실험을 통해 흔들린 영상으로부터 물결현상과 잡음을 최대한 줄이면서 경계 영역은 최대한 보존된 선명한 영상이 빠른 속도로 복원되는 것을 확인할 수 있었다.

주제어: 흔들린 영상 복원, 적응적 정칙화, 최외각 경계 오류 제거, 고속 영상 복원

The most annoying artifacts in image deconvolution are ringing and amplified noise. These artifacts can be reduced significantly by regularization using the Maximum a Posteriori (MAP) method that exploits not only the likelihood but also the image prior in image deconvolution. Although ringing and noise can be reduced significantly with strong regularization, image details are also lost. In this paper, we propose a non-blind image deconvolution method with adaptive regularization that can reduce ringing and noise more noticeable in a smooth region and preserve image details in a textured region. For adaptive regularization, after we make a quick estimate of the reference image that can indicate the strength of regularization, we perform regularization adaptively according to the local characteristics. Furthermore, we use Fast Fourier Transforms (FFTs) to make deconvolution fast, but this causes a boundary artifact in a deconvolved image. Thus, we also propose a reducing boundary artifact algorithm. Experimental results show that ringing and noise are suppressed significantly, while preserving image details effectively.

Keywords: Image deconvolution, Adaptive regularization, Reducing boundary artifact, Fast image deconvolution

논문번호: TR10-073, 논문접수일자:2010.09.03, 논문수정일자:2011.03.26, 논문게재확정일자:2011.04.04
이종호: 한국과학기술원
호요성: 광주과학기술원



(a) 복원 영상 (b) 부분 확대한 영상

그림 1. 흔들린 영상 복원의 문제점

I. 서 론

사진을 촬영할 경우 종종 카메라와 피사체의 상대적인 움직임으로 인해 선명하지 못한 흔들린 영상을 얻게 된다. 특히 저조도 환경에서는 사진을 촬영하는데 필요한 빛의 양을 모으는데 시간이 걸리기 때문에 카메라의 셔터 속도가 느려지게 되고 이 동안의 카메라의 움직임이 사진에 반영되어 흔들린 영상을 얻게 된다. 만일 영상의 흔들린 모양과 세기를 나타내는 점확산함수(PSF: Point Spread Function)가 영상 내에서 동일할 경우 영상의 흔들림은 다음과 같이 모델링할 수 있다.

$$B = I \otimes K + N, \tag{1}$$

여기서 B는 흔들린 영상, I는 원래의 선명한 영상, $\otimes$는 convolution, K는 점확산함수, N은 영상 잡음을 의미한다. 한장의 흔들린 영상으로부터 점확산함수와 선명한 영상 모두를 구하는 것을 blind image deconvolution이라하고 한장의 흔들린 영상과 알려진 점확산함수로부터 선명한 영상을 복원하는 것을 non-blind image deconvolution이라 한다. 본 논문에서는 non-blind image deconvolution을 다룬다. 점확산함수를 예측하는 방법은 그동안 많이 제안되었다. 보조 카메라 센서를 이용하여 점확산함수를 예측하는 기법 [1]과 한장의 흔들린 영상과 셔터 속도를 강제로 빠르게 해서 얻은 잡음 영상을 이용하여 점확산함수를 예측하는 방법 [2]이 제안되었고 한장의 영상으로부터도 variational Bayesian 방법을 이용하여 점확산함수를 예측하는 기법이 연구되었다 [3].

하지만 점확산함수를 예측할 수 있다 하더라도 non-blind image deconvolution은 여전히 잘못 설정된 문제(ill-posed problem)이기 때문에 완벽한 복원영상을 얻기는 힘들다. 복원 영상에서 주로 발생하는 문제점은 물결 현상(ringing)과 잡음의 증폭(noise amplification)이다. 물결현상이란 그림 1(b)에 나타난 것과 같이 영상의 경계 주변에서 잔물결이 생기는 것을 의미한다. 점확산함수는 대역 제한된 신호이기 때문에 원영상과 점확산함수의 convolution을 통해 얻어진 흔들린 영상은 고주파에서 0의 주파수 응답을 갖게 된다. 이러한 흔들린 영상에 잡음이 섞이거나 예측된 점확산함수가 실제와 다를 경우 흔들린 영상을 복원하게 되면 고주파에서 신호의 증폭이 발생하여 물결 현상이나 잡음 증폭과 같은 형태의 왜곡이 발생하게 된다. 특히 점확산함수를 올바르게 예측하지 못할 경우 물결 현상은 더욱 심해지게 되는데[4] 점확산함수를 정확히 예측하기란 매우 힘들기 때문에 이러한 물결현상은 흔들린 영상 복원시 피할 수 없는 문제이다.

이러한 물결현상과 잡음증폭은 영상의 사전 확률(image prior)을 이용한 최대 사후 확률(maximum a posteriori)을 이용하여 줄일 수 있다. 영상의 사전 확률은 흔들리지 않은 일반적인 영상에 대한 확률분포를 제시해주기 때문에 이를 이용하면 물결현상이나 잡음증폭과 같은 왜곡을 최대한 줄이는 방향으로 영상을 복원할 수 있다. 이처럼 사전 확률을 이용하여 왜곡을 줄이는 기법을 정칙화(regularization)라고 하는데 이러한 정칙화의 경우 점확산함수의 크기가 작거나 점확산함수 예측 오류가 적은 경우에만 효과가 있다. 만일 점확산함수의 크기가 크거나 점확산함수 예측 오류가 크면 복원된 영상에서 물결현상이나 잡음증폭 역시 커지게 되고 이를 줄이기 위해서는 강한 정칙화가 필요하게 된다. 이러한 강한 정칙화는 물결현상이나 잡음을 효과적으로 줄이지만 동시에 영상의 경계가 선명하게 복원

되는 것을 방해하는 요소가 된다.

본 논문에서는 영상의 지역적 특성을 고려하여 정칙화의 세기를 적응적으로 조절하는 흔들린 영상 복원방법에 대해 제안한다. 올바른 경계 정보를 제공해주는 참조 지도(reference map)를 빠르게 예측하여 이를 바탕으로 왜곡이 눈에 잘 띄는 평탄한 영역에서는 강한 정칙화를 통해 물결현상과 잡음을 효과적으로 줄이고 경계 영역에서는 정칙화의 세기를 약하게 하여 경계를 최대한 살리도록 한다. 제안한 방법은 적응적 정칙화를 통한 흔들린 영상 복원시 고속 푸리에 변환(FFT: Fast Foureir Transform)을 이용하여 빠르게 수행되는데 이러한 고속 푸리에 변환을 이용하여 흔들린 영상을 복원할 경우 복원된 영상에서 최외각 경계 왜곡(boundary artifact)이 발생하게 된다. 본 논문에서는 최외각 경계 왜곡을 줄이는 방법도 아울러 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 최대 사후 확률을 이용하여 흔들린 영상을 복원하는 방법과 문제점을 살펴본 후 III장에서 제안하는 흔들린 영상 복원 방법을 소개한다. IV장에서는 제안한 방법의 실험 결과를 분석하고 V장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

Ⅱ. 최대 사후 확률을 이용한 흔들린 영상 복원

Bayes 정리에 따라 선명한 영상의 사후 확률은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$p(I|B) \propto p(B|I)p(I), \tag{2}$$

여기서 $p(B|I)$는 원영상이 주어졌을 때 흔들린 영상의 우도(likelihood)를 의미하고 $p(I)$는 영상의 사전 확률을 의미한다. 사후 확률은 우도와 영상의 사전 확률의 곱으로 정의되며 선명한 영상은 이 사후 확률을 최대화하는 I를 의미한다. 이는 다음과 같이 정의되는 에너지 함수 $E(I)$ 를 최소화함으로써 구할 수 있다.

$$I^* = \underset{I}{\operatorname{argmin}}\, E(I), \tag{3}$$

여기서

$$E(I) = -\log p(I|B) = -\log p(B|I) - \log p(I) \tag{4}$$

우도 $p(B|I)$는 영상의 잡음, $N = B - I \otimes K$에 의해 결정되며 주로 가우시안 분포로 정의된다. 영상의 사전 확률 $p(I)$는 흔히 hyper-Laplacian 분포로 정의된다 [5],[6]. 정의된 우도와 사전 확률을 이용하면 식 (4)는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$E(I) = \sum_{i=1}^{N_p} ((I \otimes K - B)_i^2 + \eta(|(I \otimes f_1)_i|^{\alpha} + |(I \otimes f_2)_i|^{\alpha})), \tag{5}$$

여기서 i는 화소 인덱스, N_p는 화소수, f_1과 f_2는 각각 [1 -1]와 $[1\ -1]^T$를 의미하고 η는 정칙화의 세기를 조절하는 정칙화 상수를 의미한다. α값은 0과 1사이의 값을 갖는다.

기존의 흔들린 영상 복원에서는 모든 화소에 대해 같은 세기로 정칙화를 수행하였다. 만일 부정확한 점확산함수의 예측으로 인해 복원된 영상에서 물결현상이 심해지게 되면 이를 줄이기 위해서는 강한 정칙화가 필요하고 모든 화소에 대해 강한 정칙화를 수행할 경우 영상의 경계 부분이 뭉게지는 현상이 발생한다. 또한 식 (5)의 경우 볼록함수(convex function)가 아니기 때문에 최적화를 통해 식 (5)가 최소가 되는 I를 구하기가 쉽지 않다. 이를 해결하기 위해 흔히 사용하는 방법은 반복 재가중 최소 제곱법(IRLS: Iterative Reweighted Least Square)인데[5] 이 방법을 이용하여 해를 구할 경우 수많은 반복 연산으로 인해 영상을 복원하는데 많은 시간이 소요되는 문제점이 있다.

Ⅲ. 적응적 정칙화를 통한 고속 흔들린 영상 복원

제안하는 방법의 핵심 내용은 영상의 지역적 특성에 따라 적응적으로 정칙화의 세기를 조절하는 것이다. 우선 흔들린 영상으로부터 평탄한 영역과 경계 영역을 구분하는 1차 참조 지도를 예측하고 예측된 1차 참조 지도를 바탕으로 적응적 정칙화를 통해 1차 영상 복원을 수행한다. 이렇게 복원된 영상은 흔들린 영상보다 더 나은 경계 정보를 보여주기 때문에 2차 참조 지도를 예측하는데 이용된다. 예측된 2차 참조 지도를 바탕으로 적응적 정칙화를 통한 2차 영상 복원이 수행된다. 2번에 걸쳐 영상을 복원하더라도 제안한 방법의 경우 고속 푸리에 변환을 이용하여 영상을 빠른 속도로 복원하기 때문에 기존의 반복 재가중 최소 제곱법을 이용하여 영상을 복원하는 방법에 비해 더욱 적은 연산시간이 소요된다. 그림 2에 제안하는 방법의 전체적인 개요를 나타내었다. 본 장에서는 이러한 적응적 정칙화를 통해 고속으로 흔들린 영상을 복원하는 방법에 대해 각 단계별

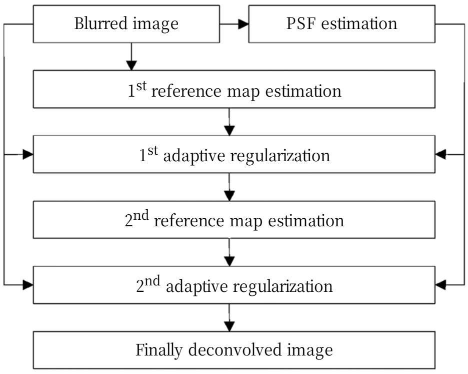
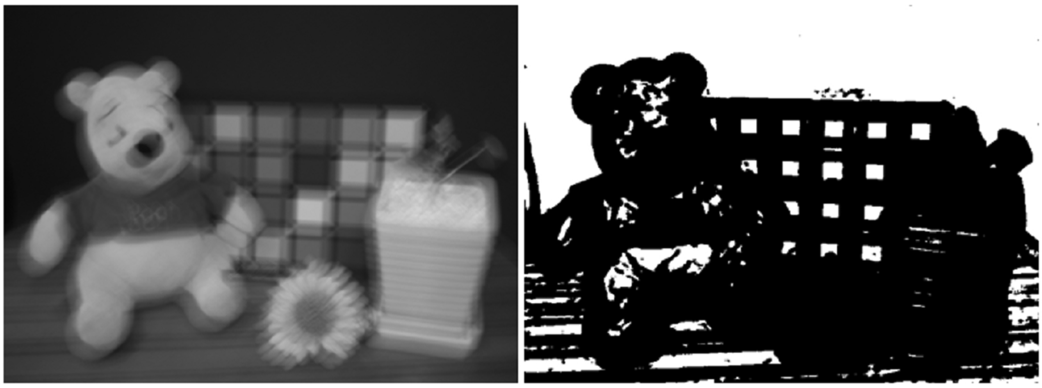


그림 2. 제안하는 방법의 흐름도



(a) 흔들린 영상 (b) 1차 참조 지도

그림 3. 1차 참조 지도 예측

로 설명하도록 한다.

1. 참조 지도 예측

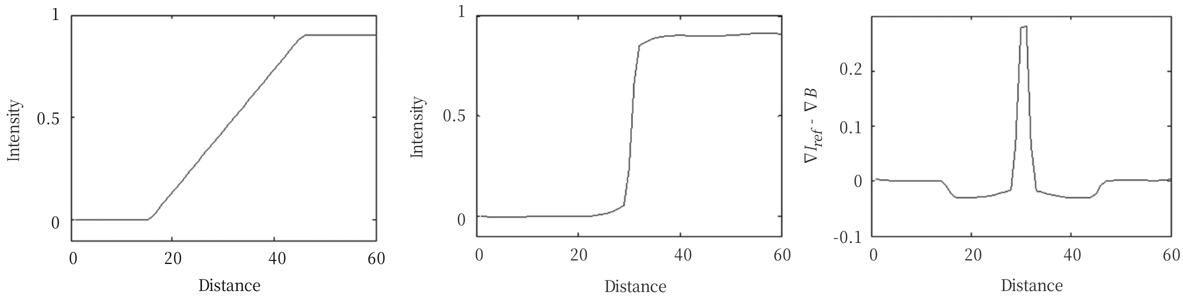
참조 지도는 평탄한 영역과 경계 영역을 올바르게 구분하는 것이 목적이다. 이렇게 예측된 참조 지도는 적응적 정칙화를 수행하는데 이용된다. 흔들린 영상으로부터 올바른 경계 정보를 바로 얻기는 불가능하기 때문에 참조 지도는 두번에 걸쳐 예측된다.

우선 1차 참조 지도는 흔들린 영상으로부터 예측된다. 흔들린 영상에서 평탄한 영역은 복원된 영상에서도 평탄하다는 성질을 이용하여 평탄한 영역 Ω를 다음과 같이 정의한다.

$$p \in \Omega \text{ if } Eg(p) < T_a$$

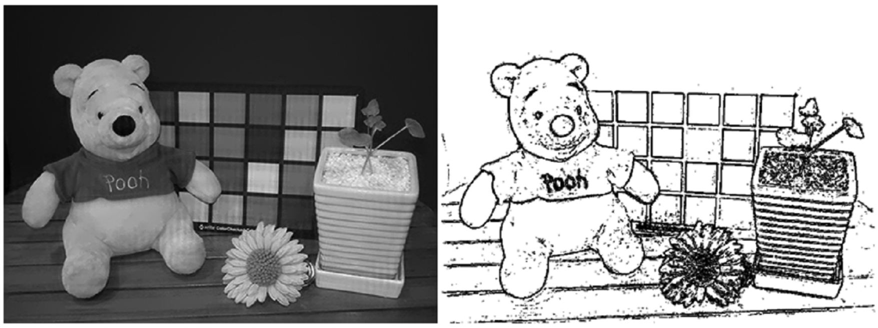
$$Eg(p) = \Big(\sum_{h \in W_x} h + \sum_{v \in W_y} v \Big) / N_{total}, \quad (6)$$

여기서 $Eg(p)$는 흔들린 영상에서 화소 p의 경계 강도를 나타내며 $W_x = |W \otimes [1\ \text{-}1]|$, $W_y = |W \otimes [1\ \text{-}1]^T|$이고 W는 화소 p위에 위치하는 3×3 윈도우를 나타낸다. N_{total}은 W의 총 화소수를 나타내며 T_a값으로는 2×10^{-5}이 사용된다. 이 값은 여러 실험을 통해 경계 영역과 평탄한 영역을 가장 잘 구분하는 값으로 설정하였다. T_a값은 입력 영상의 잡음정도에 따라 적절히 조절 가능하다. 잡음이 비교적 심할 경우에는 위에서 정한 값보다 살짝 큰 값을 사용하여 잡음을 경계로 인식하는 것을 방지한다. 식 (6)을 이용하여 흔들린 영상으로부터 예측된 참조 지도를 그림 3에 나타내었다. 그림에서 흰 화소들은 평탄한 영역을 검은 화소들은 경계 영역을 나타낸다.



흔들린 영상, B 1차 복원된 영상, I $\nabla I - \nabla B$

그림 4. 흔들린 영상과 복원된 영상에서의 경계 특성



(a) 1차 복원 영상 (b) 2차 참조 지도

그림 5. 2차 참조 지도 예측

이렇게 예측된 1차 참조 지도를 바탕으로 적응적 정칙화를 이용하여 1차 영상 복원을 수행한다. 적응적 정칙화를 통한 흔들린 영상 복원에 대해서는 III장 2절에서 자세히 설명하기로 한다. 이렇게 적응적 정칙화를 통해 복원된 영상을 이용하여 2차 참조 지도를 예측한다. 적응적 정칙화를 거쳐 복원된 영상은 흔들린 영상에 비해 훨씬 나은 경계 정보를 보여주기 때문에 이로부터 더 좋은 참조 지도를 예측할 수 있다. 2차 참조 지도 예측시 평탄한 영역과 경계 영역을 보다 정교하게 구분하기 위해 우리는 다음과 같은 사실을 이용한다.

그림 4는 흔들린 영상과 복원된 영상에서 경계 단면을 개념적으로 보여주고 있다. 화소값은 1로 정규화하였다. 영상이 복원되면서 경계의 기울기가 커지는 것을 확인할 수 있다. 즉 1차 복원된 영상의 기울기 ∇I와 흔들린 영상의 기울기 ∇B를 비교하여 그 차이가 일정 문턱값($T_b = 0.025$) 이상이면 우리는 그 화소들을 경계 영역으로 정의하고 나머지 화소들은 평탄한 영역으로 정의한다. 입력 영상의 흔들림이 심할 경우에는 위에서 사용한 T_b값보다 조금 큰 값을 이용하는 것이 경계 영역을 정의하는데 더욱 효과적이다.

그림 5에 적응적 정칙화를 통해 1차 복원된 영상과 이로부터 생성된 2차 참조 지도를 나타내었다. 1차 경계 영상과 마찬가지로 흰 화소는 평탄한 영역을 나타내며 검은 화소는 경계 영역을 나타낸다. 2차 참조 지도의 경우 1차 참조 지도에 비해 경계 영역과 평탄한 영역을 더욱 잘 구분하는 것을 확인할 수 있다.

2. 적응적 정칙화

예측된 참조 지도를 바탕으로 적응적 정칙화를 수행하여 흔들린 영상을 복원한다. 최대 사후 확률을 이용하여 흔들린 영상 B로부터 선명한 영상 I의 복원은 기본적으로 식 (3)과 식 (5)를 이용한다. 편의를 위해 이를 식 (7)에 다시 나타내었다.

$$I^* = \underset{I}{\mathrm{argmin}} \sum_{i=1}^{N} ((I \otimes K - B)_i^2$$

(a) 일반적인 정칙화 (b) 적응적 정칙화

그림 6. 적응적 정칙화의 효과

$$+\eta(|I\otimes f_1)_i|^\alpha+|(I\otimes f_2)_i|^\alpha)) \quad (7)$$

기존의 흔들린 영상 복원 방법에서는 모든 화소에 대해 동일한 크기의 정칙화 상수 값 η이 적용되었으나 제안하는 방법에서는 참조 지도를 바탕으로 η값을 적응적으로 조절한다. 평탄한 영역에서는 큰 η값을 이용하고 경계 영역에서는 작은 η값을 이용한다. 뿐만 아니라 식 (5)에서 사용된 우도 대신 [4]에서 제안한 모델을 적용하여 성능을 높였다. 이 모델의 경우 영상의 잡음 뿐만 아니라 영상의 고차 미분까지 가우시안 분포를 따른다고 가정함으로써 더욱 개선된 결과를 보여준다. 지금까지 설명한 내용을 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$I^*=\underset{I}{\operatorname{argmin}}\sum_{i=1}^{N}\Big(\sum_{\partial^*\in\Theta}\tau_{k(\partial^*)}(\partial^* I\otimes K-\partial^* B)_i^2$$

$$+\eta_p(|I\otimes f_1)_i|^\alpha+|(I\otimes f_2)_i|^\alpha)), \quad (8)$$

여기서 ∂^*는 q차 미분 연산자를 의미하여 $k(\partial^*)=q$는 미분 연산자의 차수를 의미한다. $k(\partial^*)=0, 1, 2$일 때 $T_k(\partial^*)=1, 0.5, 0.25$의 값을 갖는다. 그리고 영상잡음의 q차 미분값 $\partial^* N=\partial^*(B-I\otimes K)$들은 $\sigma_q=\sqrt{2}^q\ \sigma_0$의 표준편차를 갖는 가우시안 분포들을 따른다. 여기서 σ_0은 영상잡음 N의 표준편차를 나타내며 $\Theta=\{\sigma_0, \sigma_x, \sigma_y, \sigma_{xx}, \sigma_{xy}, \sigma_{yy}\}$는 편미분계수들의 집합을 나타낸다. η_p는 복원하고자 하는 화소 p가 참조 지도에서 평탄한 영역 Ω에 위치하면 $\eta_p=0.5\times10^{-2}$의 값을 갖고 경계 영역에 위치하면 $\eta_p=2.5\times10^{-4}$의 값을 갖는다. η_p값은 입력 영상의 흔들린 정도에 따라 조절 가능하다. 입력 영상의 흔들림이 심한 경우에는 위에서 정한 η_p값보다 작은 값을 이용하는 것이 경계 정보를 살리는데 더욱 효과적이다. 그림 6에 흔들린 영상 복원시 적응적 정칙화의 효과를 나타내었다. 모든 화소에 동일한 세기의 정칙화가 적용되는 일반적 정칙화의 경우 확연히 보이는 왜곡들이 적응적 정칙화를 수행할 경우 눈에 띄게 줄어들지만 경계 성분은 잘 살아있는 것을 확인할 수 있다.

3. 적응적 정칙화의 고속화

식 (8)의 경우, 영상의 사전 확률 모델로 hyper-Laplacian을 이용하기 때문에 비볼록함수(non-convex function)가 되어 해를 구하기가 쉽지 않다. 이를 해결하기 위해 기존에 주로 사용되던 방법은 반복 재가중 최소제곱법으로 비볼록함수를 일련의 다른 가중치를 갖는 최소 제곱법으로 근사한 뒤 해를 구하는 것이다. 하지만 이 방법은 각 최소 제곱법의 해를 구할 때 많은 반복 연산을 요하는 Conjugate Gradient(CG) 방법을 이용하여 풀기 때문에 많은 시간이 소요된다는 단점이 있다. 우리는 이 문제를 해결하기 위해 변수 교환 (variable substitution) 방식을 이용하여 식 (8)을 주파수 영역에서 빠르게 계산한다[4],[6]. 두 신호의 convolution 연산의 경우 주파수 영역에서는 두 신호의 각 원소별 곱으로 나타낼 수 있기 때문에 이를 이용하면 매우 빠르고 효율적인 연산이 가능해진다. $I\otimes f_1=w_1$, $I\otimes f_2=w_2$로 변수를 교환하여 식 (8)를 나타내면 다음과 같다.

$$I^*=\underset{I,w}{\operatorname{argmin}}\sum_{i=1}^{N}\Big(\sum_{\partial^*\in\Theta}\tau_{k(\partial^*)}(\partial^* I\otimes K-\partial^* B)_i^2$$

$$+\frac{\beta}{2}((I\otimes f_1-w_1)_i^2+(I\otimes f_2-w_2)_i^2)$$

$$+\frac{\lambda_p}{2}(|(w_1)_i|^{2/3}+|(w_2)_i|^{2/3})) \quad (9)$$

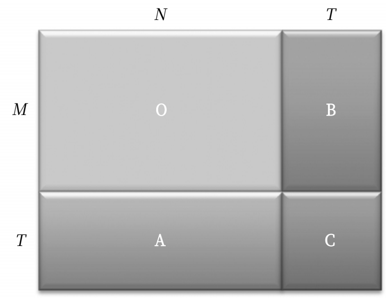


그림 7. 영상의 확장 O: 흔들린 영상 A, B, C: 확장된 영역

계산의 편의를 위해 η_p 대신 $\lambda p/2$를 사용하였고 이는 제안한 방법의 성능에는 아무런 영향을 끼치지 않는다. $(I \otimes f_1 - w_1)^2$ 항은 $I \otimes f_i = w_i$를 강제하기 위해 들어간 항이고 hyper-Laplacian 영상의 사전 확률에 사용된 α값으로 2/3를 사용하였다. β값은 0.1×10^{-2}부터 시작하여 256까지 2 $\sqrt{2}$씩 증가하고 각 β값에 대하여, $\omega = [\omega_1, \omega_2]$와 I를 번갈아가며 구한다. 우선 초기 I값을 B로 하고 ω를 구한다. I값이 주어지면 식 (9)는 ω를 구하는 문제가 된다. ω는 다음과 같이 계산한다.

$$w^* = \underset{w}{\operatorname{argmin}} \left(\frac{\lambda_p}{2} |w|^{2/3} + \frac{\beta}{2} (w - v)^2 \right), \tag{10}$$

여기서 $v = I \otimes f_i$를 나타낸다. 위의 식을 정리하면 ω는 다음 4차식의 해가 된다.

$$w^4 - 3vw^3 + 3v^2 w^2 - v^3 w + \frac{\lambda_p^3}{27\beta^3} = 0 \tag{11}$$

식 (11)의 해는 Ferrari의 방법을 이용하여 구할 수 있다. 최대값 1로 정규화된 영상의 미분값 v의 경우 대부분 -0.6에서 0.6 사이에 존재한다는 사실에 근거하여 [6] 이 사이의 미분값 10000개에 대해 특정 λ_p와 β를 가지고 식 (11)의 결과를 표로 만들어 영상 복원시 입력으로 들어오는 영상에 대해 표를 참조해 ω값을 빠르게 구한다. ω값을 구하고난 뒤 이를 이용하여 I값을 구한다. ω값이 주어질 경우 I값은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$I^* = F^{-1}\{\Gamma\}, \tag{12}$$

여기서

$$\Gamma = \frac{\overline{F\{K\}} \circ F\{B\} \circ \Delta + \frac{\beta}{2} (\overline{F\{f_1\}} \circ F\{w_1\} + \overline{F\{f_2\}} \circ F\{w_2\}}{|F\{K\}|^2 \circ \Delta + \frac{\beta}{2} (|F\{f_1\}|^2 + |F\{f_2\}|^2)} \tag{13}$$

이고

$$\Delta = \sum_{\partial^* \in \Theta} \tau_{k(\partial^*)} |F\{\partial^*\}|^2, \tag{14}$$

이다. 식 (13)과 식 (14)에서 F와 F^{-1}은 각각 푸리에 변환과 푸리에 역변환을 의미하고 $\overline{\{\cdot\}}$는 공액복소수(conjugate), $\circ$는 원소별 곱을 의미한다.

4. 최외각 경계 왜곡 제거

앞에서 설명한대로 적응적 정칙화를 이용한 흔들린 영상의 복원은 고속 푸리에 변환을 이용하여 주파수 영역에서 빠르게 수행된다. 하지만 이렇게 푸리에 변환을 이용하여 영상을 복원할 경우 영상의 최외각 경계 부근에 그림 8(a)와 같은 왜곡이 발생하게 된다. 이산 푸리에 변환의 경우 신호의 주기성을 가정하고 계산을 하는데 흔들린 영상의 최외각 경계 부분에서는 이러한 가정이 맞지 않게 되어 복원된 영상의 최외각 경계 부분에 왜곡이 발생하게 된다. 이러한 왜곡을 줄이기 위해 우리는 다음과 같은 방법을 이용한다.

우선 흔들린 영상을 그림 7에 보이는 것과 같이 확장시킨다. 흔들린 영상은 $N \times M$의 크기를 갖고 확장되는 너비는 T라고 가정한다. 확장되는 영역의 화소는 기본적으로 다음과 같은 방식으로 채워진다. 확장된 영역과 원래의 흔들린 영상이 직접적으로 맞닿은 경계와 확

(a) RBA를 적용하지 않은 RL 결과 (b) RBA를 적용한 RL 결과

그림 8. 최외각 경계 왜곡 제거

장된 영역과 흔들린 영상이 원형으로 이어진다고 가정했을 때 간접적으로 맞닿은 경계에서 모두 화소값이 이어지도록 한다. 또한 확장된 영역 내부의 화소들은 갑작스러운 화소값의 변화가 생기지 않도록 한다. 첫번째 조건은 이산 푸리에 변환이 가정하는 신호의 주기성을 만족시키기 위함이고 두번째 조건은 강한 경계 주변에 생기는 물결현상을 방지하기 위함이다.

$X(i,:)$와 $X(:,j)$를 각각 확장 영역 X의 i번째 행, j번째 열이라 하면 확장 영역 A는 다음과 같은 방식으로 내부 화소가 채워진다.

가장 최외각 행인 첫번째 행과 마지막 행이 가장 먼저 다음과 같이 채워진다.

$$A(1,:) = O(M,:) \tag{15}$$

$$A(T,:) = O(1,:) \tag{16}$$

가장 최외각 행들이 채워지면 이를 이용하여 그 다음 최외각 행들이 채워진다. 최외각 윗행은 다음의 식을 통해 채워진다.

$$A(i,j) = \frac{\sum_{k=-r}^{r}\{w_{1k}A(i-1,j+k) + w_{2k}A(T-i+2,j+k)\}}{\sum_{k=-r}^{r}\{w_{1k}+w_{2k}\}}, \tag{17}$$

여기서 r은 수평 방향으로의 윈도우 크기를 나타내며 r이 클수록 좀 더 부드럽게 A 영역이 채워지게 된다. w_{1k}와 w_{2k}는 (i,j)에서 $(T-i+2, j+k)$까지 그리고 (i,j)부터 $(i-1, j+\mathrm{k})$까지의 거리를 각각 나타낸다. 최외각 아래 행은 다음의 식을 통해 채워진다.

$$A(T-i+1,j) = \frac{\sum_{k=-r}^{r}\{w_{3k}A(i,j+k) + w_{4k}A(T-i+2,j+k)\}}{\sum_{k=-r}^{r}(w_{3k}+w_{4k})}, \tag{18}$$

여기서 w_{3k}와 w_{4k}는 $(\mathrm{T}-\mathrm{i}+1,j)$에서 $(T-i+2,j+k)$까지 그리고 $(T-i+1,j)$부터 $(i,j+k)$까지의 거리를 각각 나타낸다. $i=2$부터 $T/2$까지 식 (17)과 식 (18)이 번갈아가며 계산된다. 확장 영역 B는 열단위로 채워진다. 채워지는 방향만 다를 뿐 확장 영역 A와 같은 방식으로 채워진다.

확장 영역 C는 확장 영역 A와 확장 영역 B가 모두 완성된 후 채워진다. 우선 가장 바깥쪽 화소들이 다음의 식들에 의해 채워진다.

$$C(:,1) = A(:,N) \tag{19}$$

$$C(:,T) = A(:,1) \tag{20}$$

$$C(1,:) = B(M,:) \tag{21}$$

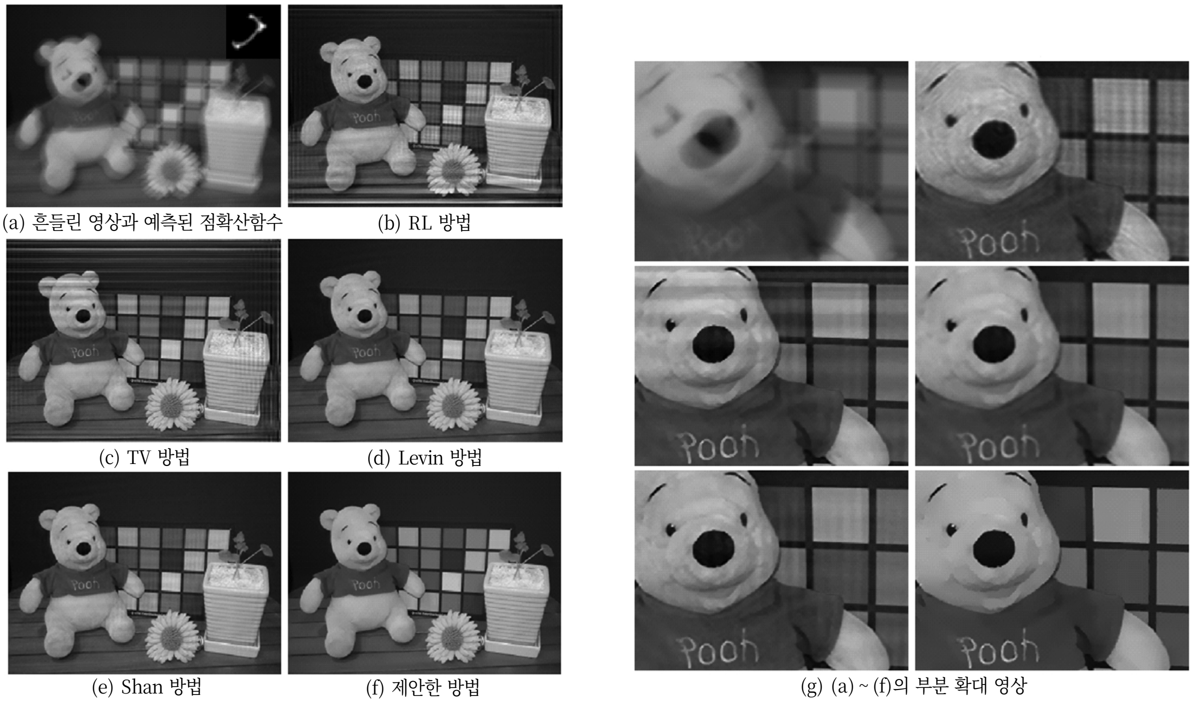

(a) 흔들린 영상과 예측된 점확산함수 (b) RL 방법 (c) TV 방법 (d) Levin 방법 (e) Shan 방법 (f) 제안한 방법 (g) (a) ~ (f)의 부분 확대 영상

그림 9. Pooh 영상

$$C(T,:) = B(1,:) \tag{22}$$

가장 바깥쪽 화소들이 채워지면 이들을 이용하여 다음 바깥쪽 화소들이 다음과 같이 채워진다.

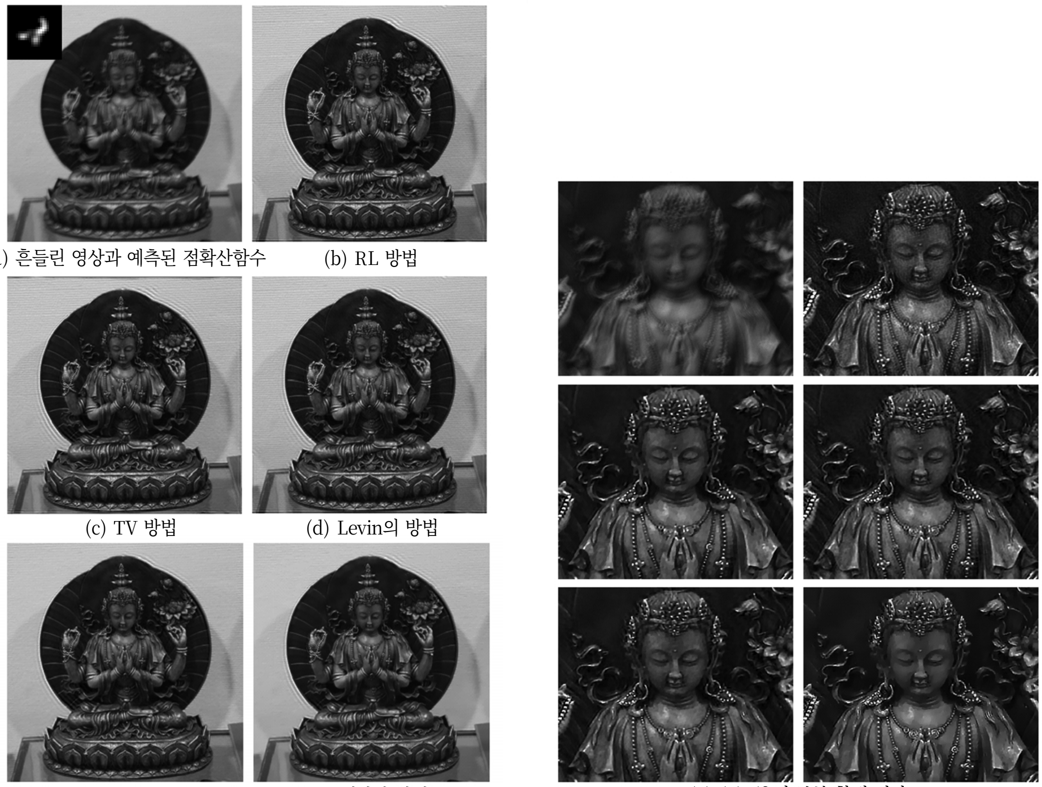
$$C(i,j) = \frac{\sum_{k=-T}^{T}\sum_{n=1}^{4} w_{nk}\, C_{nk}}{\sum_{k=-T}^{T}\sum_{n=1}^{4} w_{nk}}\ , \tag{23}$$

여기서 C_{1k}, C_{2k}, C_{3k}, C_{4k}는 각각 위, 아래, 왼쪽, 오른쪽에 위치한 최외각 참조 화소들을 의미한다. w_{nk}는 현재 화소로부터 C_{nk} 화소까지의 거리를 나타낸다. 이러한 과정은 확장 영역 C의 모든 화소가 채워질 때까지 반복된다. 이렇게 확장 영역 A, B, C를 모두 채운 뒤 확장된 영상을 이용하여 흔들린 영상 복원을 하고 복원한 결과는 다시 원래 크기로 잘라내어 최종 복원된 영상을 얻는다. 그림 8에 주파수 영역에서 연산되는 대표적인 흔들린 영상 복원 방식 중 하나인 Richardson-Lucy (RL) 방법[7]을 이용하여 최외각 경계 왜곡 제거 방법(RBA: Reducing Boundary Artifact)을 적용하지 않은 결과와 적용한 결과를 비교하여 나타내었다.

IV. 실험 결과 및 분석

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 우선 합성한 영상에 대해 실험을 진행하였다. 점확산함수와 선명한 영상의 convolution을 통해 인위적으로 흔들린 영상을 만든 뒤, 이 흔들린 영상에 대해 제안한 알고리즘을 적용하였다. 흔들린 영상의 크기는 664×489이고 점확산함수의 크기는 37×37이다. 점확산함수는 Fergus의 방법을 이용하여 예측하였고[3] 제안하는 방법의 성능을 평가하기 위해 4개의 다른 non-blind deconvolution 방법을 이용하여 복원된 영상과 주관적 화질 및 객관적 화질을 비교하였다. 비교에 사용된 non-blind deconvolution 방법은 Richardson-Lucy (RL) 방법[7], Total Variation(TV) 방법[8], Levin의 IRLS방법 [5], Shan의 non-blind deconvolution 방법[4] 이다. 이 방법들은 우수한 성능으로 인해 지금도 널리 사용되는 대표적인 non-blind deconovlution 방법들이다. 그림 9는 합성을 통해 얻은 흔들린 영상을 제안한 방법과 4개의 다른 non-blind deconvolution을 통해 복원한 결과를 보여주고 있다.

Richardson-Lucy(RL) 방법의 경우 비교적 경계 영역이 잘 살아나지만 이 방법의 경우 정칙화를 사용하지 않기 때문에 강한 경계 주변에서 물결현상이 심하게 발생하는 것을 확인할 수 있다. 또한 해당 방법의 경우 주파수 영역에서 연산을 수행하기 때문에 복원된 영상



(a) 흔들린 영상과 예측된 점확산함수 (b) RL 방법
(c) TV 방법 (d) Levin의 방법
(e) Shan의 방법 (f) 제안한 방법
(g) (a)-(f)의 부분 확대 영상

그림 10. Statue 영상

에서 최외각 경계 왜곡이 심하게 발생하는 것을 확인할 수 있다. Total variation의 경우 정칙화를 수행하기 때문에 잡음과 물결현상이 많이 제거된 결과를 보여주지만 경계 영역 또한 뭉개지는 것을 확인할 수 있고 RL 방법과 마찬가지로 최외각 경계 왜곡이 발생하는 것을 관찰할 수 있다. Levin의 방법과 Shan의 방법의 경우 진보된 영상의 사전 확률 사용으로 인해 다른 방법들에 비해 잡음과 물결현상을 잘 제거하고 경계 영역도 잘 살리는 편이지만 잡음과 물결현상이 어느 정도 눈에 띄고 경계 영역 또한 또렷하게 살아나지 못하는 것을 볼 수 있다. 하지만 제안한 방법의 경우 다른 방법들에 비해 평탄한 영역에서의 잡음 및 물결현상은 효과적으로 줄이면서 경계 영역 또한 잘 살리는 것을 확인할 수 있다.

첫번째 실험의 경우 흔들린 영상은 원본 영상과 점확산함수의 convolution을 통해 합성된 영상이기 때문에 원본 영상과 복원한 영상의 비교를 통해 객관적 화질 또한 측정할 수 있다. 객관적 화질 평가에 사용된 식은 다음과 같으며 R, G, B, Y 채널 각각에 대해 계산되었다.

$$SNR(dB) = 10\log_{10}\left(\frac{\| I-\mu(I) \|^2}{\| I-I^* \|^2}\right), \qquad (24)$$

여기서 I는 원본 영상, $\mu(I)$는 I의 평균, I^*는 복원된 영상을 의미한다.

표 1에 식 (24)를 이용하여 객관적 화질을 비교한 결과를 나타내었다. 제안한 알고리즘의 경우 가장 우수한 흔들림 복원 성능을 보여주는 것을 확인할 수 있다.

다음은 실제로 흔들린 카메라로 찍힌 영상을 가지고 실험을 하였다. 실험 영상은 [4]에서 사용된 영상을 이용하였으며 저자의 웹사이트로부터 영상을 구해 실험에 사용하였다. 실험에 사용된 흔들린 영상의 크기는 903×910이며 점확산함수의 크기는 25×25이다.

점확산함수는 Shan의 방법 [4]을 이용하여 예측되었으며 이를 가지고 흔들린 영상 복원을 수행하였다. 제안한 방법과 여러 다른 non-blind deconvolution 방법들을 통해 얻은 결과를 그림 10에 나타내었다. 실험 결과 실제 흔들린 영상에서도 제안한 방법의 경우 다른 방법들에 비해 잡음과 물결현상은 줄어들면서 경계 부분은 선명하게 살아나는 것을 확인할 수 있다.

이밖에도 또다른 흔들린 영상에 대한 실험 결과를 그림 11에 나타내었다. 실험에 사용한 흔들린 영상의 크기는 664×489이고 점확산함수의 크기는 37×37이며 점확산함수는 Shan의 방법을 이용하여 예측하였다 [4]. 역시 제안한 방법의 경우 영상 내 글자 부분과 같

(a) 흔들린 영상과 예측된 점확산함수

(b) RL 방법

(c) TV 방법

(d) Levin의 방법

(e) Shan의 방법

(f) 제안한 방법

(g) (a) ~ (f)의 부분 확대 영상

그림 11. Beer 영상

표 1. Pooh 영상에 대한 각 non-blind deconvolution 방법들의 SNR 비교 (단위: dB)

방법	*SNR_R*	*SNR_G*	*SNR_B*	*SNR_Y*
RL	8.72	12.25	6.68	11.48
TV	6.14	9.86	4.04	9.55
Levin's	20.76	20.05	17.95	19.75
Shan's	19.82	19.36	17.47	18.88
Proposed	21.10	20.54	18.31	20.49

표 2. 실험 영상들에 대한 여러 non-blind deconvolution 방법들의 수행시간 비교 (단위: secs)

	RL	TV	Levin's	Proposed
Pooh	237.38	278.37	997.93	205.12
Statue	583.65	690.23	3982.88	411.18
Beer	236.57	278.57	1002.27	206.87

은 경계 영역은 또렷이 살아나면서 뒷배경에서의 물결 현상이나 잡음은 다른 방법들에 비해 많이 줄어드는 것을 확인할 수 있다.

또한 제안한 방법의 실행 속도를 RL 방법, TV 방법, Levin의 방법들과 비교하였다. 모든 소스는 matlab 코드로 구현되었으며 Shan의 방법은 C로 구현되어 있어 비교에서 제외되었다. 모든 방법은 AMD Sempron processor 2800+ 1.6GHz, 1.0GB RAM의 환경에서 실험하였다. 제안한 방법은 최적화에 이용되는 에너지 함수에 영상의 사전 확률로 hyper laplacian을 이용하기 때문에 해를 구하기가 쉽지 않은 비볼록문제이다. 하지만 제안한 방법의 경우 변수 교환방식과 고속 푸리에 변환을 통해 주파수 영역에서 빠른 속도로 계산을 하므로 그동안 비볼록문제를 푸는데 많이 이용되었던 IRLS 뿐만 아니라 다른 non-blind deconvolution 방법들과 비교하여도 제안하는 방법의 속도가 매우 빠른 것

을 확인할 수 있었다. 각 실험 영상에 대해 제안한 방법과 다른 방법들의 수행시간을 표 2에 비교해 놓았다.

V. 결 론

본 논문에서는 적응적 정칙화를 통해서 고속, 고화질로 흔들린 영상을 복원하는 방법에 대해 제안하였다. 경계 영역과 평탄한 영역을 잘 구분해주는 참조 지도를 예측하여 이를 바탕으로 각 화소에 적용되는 정칙화의 세기를 적응적으로 조절한다. 경계가 많은 영역에서는 잡음과 물결현상과 같은 왜곡들이 눈에 잘 띄지 않기 때문에 약한 정칙화를 통해 경계를 잘 살리고 평탄한 영역은 상대적으로 강한 정칙화를 통해 눈에 잘 띄는 잡음과 물결현상을 효과적으로 제거한다.

뿐만 아니라 이러한 적응적 정칙화를 통한 흔들린 영상 복원은 고속 푸리에 변환을 이용하여 주파수 영역에서 빠른 속도로 수행되기 때문에 기존의 흔들린 영상 복원에서 문제시되던 수행시간 문제를 해결하였다.

제안한 흔들린 영상 복원방법의 경우 기존 방법들과 비교해 봤을 때 경계는 살리면서도 영상 복원시 발생하는 왜곡들은 효과적으로 줄여 전체적인 복원 영상의 화질을 높였고 수행시간의 단축을 통해 실용적인 흔들린 영상 복원이 가능하도록 했다.

[참고문헌]

[1] M.R. Ben-Ezra, and S.K. Nayar, "Motion Deblurring using Hybrid Imaging," *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, Jun. 2003, pp. 657-664.

[2] L. Yuan, J. Sun, L. Quan, and H.Y. Shum, "Image Deblurring with Blurred/Noisy Image Pairs," *ACM Trans. on Graph.(SIGGRAPH)*, Vol. 26, No. 3, Jul. 2007, pp. 1-10.

[3] R. Fergus, B. Singh, A. Hertzmann, S.T. Roweis, and W.T. Freeman, " Removing Camera Shake from a Single Photograph," *ACM Trans. on Graph. (SIGGRAPH)*, Vol. 25, No. 3, Jul. 2006, pp. 787-794.

[4] Q. Shan, J.Y. Jia, and A. Agarwala, "High-quality Motion Deblurring from a Single Image," *ACM Trans. on Graph.(SIGGRAPH)*, Vol. 27, No. 3, Aug. 2008.

[5] A. Levin, R. Fergus, F. Durand, and W.T. Freeman, "Image and Depth from a Conventional Camera with a Coded Aperture," *ACM Trans. on Graph. (SIGGRAPH)*, Vol. 26, No. 3, Jul. 2007, pp. 70-77.

[6] D. Krishnan, and R. Fergus, "Fast Image Deconvolution using Hyper-Laplacian Priors," *Advances* in *Neural Information Processing Systems*, Vol. 22, 2009, pp. 1-9.

[7] L. Lucy, "An Iterative Technique for the Rectification of Observed Distributions," *Astronomical Journal*, Vol. 79, 1974, pp. 745-754.

[8] N. Dey, L. Blanc-Fraud, C. Zimmer, Z. Kam, P. Roux, J. Olivo-Marin, and J. Zerubia, "Richardson-Lucy Algorithm with Total Variation Regularization for 3D Confocal Microscope Deconvolution," *Microscopy Research Technique*, Vol. 69, 2006, pp. 260-266.

이 종 호
(Jong-Ho Lee)

2006. 8: 아주대학교 전자공학부 학사
2010. 8: 광주과학기술원 정보통신공학과 석사
2010. 9 ~ 현재: 한국과학기술연구원(KIST) 연구원
관심분야: 영상 신호처리, 영상 복원
E-mail: purmod@imrc.kist.re.kr
Tel: +82-2-958-6825
Fax: +82-2-958-5769

호 요 성
(Yo-Sung Ho)

1981. 2: 서울대학교 전자공학과 학사
1983. 2: 서울대학교 전자공학과 석사
1989. 12: Univ. of California at Santa Barbara Department of Electrical and Computer Engineering, 박사
1983. 3 ~ 1995. 9: 한국전자통신연구소 선임연구원
1990. 1 ~ 1993. 5: 미국 Philips 연구소 Senior Research Member
1995. 9 ~ 현재: 광주과학기술원 정보통신공학과 교수
관심분야: 디지털 신호처리, 영상신호 처리 및 압축, 멀티미디어 시스템, 디지털 TV와 고선명 TV, MPEG 표준, 3차원 TV, 실감 방송
E-mail: hoyo@gist.ac.kr
Tel: +82-62-715-2211
Fax: +82-62-715-3164