

반복 semi-blind 위너 필터링을 이용한 이진영상의 복원

Restoration of Bi-level Images via Iterative Semi-blind Wiener Filtering

金 廷 泰[†]
(Jeongtae Kim)

Abstract - We present a novel deblurring algorithm for bi-level images blurred by some parameterizable point spread function. The proposed method iteratively searches unknown parameters in the point spread function and noise-to-signal ratio by minimizing an objective function that is based on the binariness and the difference between two intensity values of restoring image. In simulations and experiments, the proposed method showed improved performance compared with the Wiener filtering based method in terms of bit error rate after segmentation.

Key Words : Bi-Level Image, Deblurring, Wiener Filter, Double Well Function, Regularization

1. 서 론

이진 영상은 두 가지의 밝기 값만을 가지는 영상으로 대표적인 것으로는 바코드 영상, 문서 영상등이 있다. 이러한 이진 영상을 자동으로 인식하는 알고리즘은 바코드 복호, 지문 인식, 문서 자동 인식등의 여러 분야에 널리 응용되고 있다 [1-2].

이진 영상의 자동 인식은 일반적으로 획득된 이진 영상의 밝기 값들을 두 개의 그룹으로 나누는 임계치를 설정하여 임계치 보다 큰 값과 작은 값을 구분하는 영상 segmentation 방법을 사용하게 된다. 이러한 영상 segmentation 수행시 획득된 영상이 영상 획득장치의 PSF (Point Spread Function) 에 의해서 블러링 (blurring) 되어 있는 경우, 그 성능이 저하되어서 segmentation 오차가 발생하고 궁극적으로는 영상 인식의 오차가 발생한다는 문제점이 있다 [2]. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 이진 영상의 디블러링 (deblurring) 기법들이 널리 연구되어 왔다 [1-4].

대표적인 디블러링 방법으로는 두 가지 밝기 값을 가지는 신호 모델과 획득된 영상과의 오차를 relaxed quadratic programming 을 통하여 최소화하여 원영상과 PSF 를 동시에 추정하는 방법 [1], 복원 영상의 값이 두 값중의 하나만을 가질때 최소화되는 double well 함수를 최소화 하도록 역 필터링 (inverse filtering) 을 수행하는 방법 [2], 역 필터링을 통하여 복원되는 영상이 최소의 엔트로피 (entropy) 를 가지도록 역 필터링을 수행하는 방법 [3], 이진 영상에서 두 값 중의 하나의 support 영역이 알려진 경우 이러한 제약조건을 반영

하는 반복 필터링 기법 [4] 등이 연구되어 왔다.

대부분의 선행 연구들은 블러링 되는 영상이 선형 필터링에 의해서 블러링 되어있다고 모델링하고 이를 역 필터링 (inverse filtering) 하는 방법을 사용하고 있다. 이러한 역 필터링 기법중에는 위너 필터 (Wiener filter) 가 최소 자승 오차 관점에서 최적의 필터임이 잘 알려져 있다 [5]. 위너 필터링을 수행하기 위하여서는 블러링을 발생시키는 PSF 와 원영상 신호와 잡음의 파워 스펙트럼이 알려져 있어야 한다. 그러나 일반적으로 이러한 정보가 알려져 있지 않으므로 위너 필터링은 이상적인 필터로만 알려져 있고 대부분의 경우 실제 적용이 힘들게 된다. 선행 연구들에서는 시뮬레이션시 위너 필터링의 결과를 얻을 수 있는 최적의 성능 한계로 사용하고 있고 제안한 방법은 일반적으로 위너 필터링의 성능에 미치지 못하고 있다 [2].

이러한 문제점을 극복하기 위하여 본 논문에서는 PSF 가 유한개의 미지의 인수들로 인수화 (parameterization) 될 수 있는 경우에, 복원하고자 하는 영상이 이진 영상이라는 사실을 이용하여 이진 영상에 가까운 영상을 복원하는 위너 필터링의 인수와 잡음대 신호비를 추정하는 방법을 제안한다. 이를 위하여 복원 영상의 이진성 (binariness) 을 계량화하는 double well 함수와 복원 이진 영상의 밝기 값 차이의 크기에 반비례하는 벌칙함수를 포함하는 목적함수를 최소화하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 위너 필터와 동일한 형태를 가지는 필터중 복원 영상이 이진 영상에 가장 유사하면서 이진 영상을 구성하는 두 밝기 값의 차이가 큰 인수를 발견하는 것이다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 제안하는 방법을 설명하고 3장에서 시뮬레이션 및 실제 영상을 사용한 실험 결과를 보여준다. 4장에서 실험 결과의 토론 및 추후 연구 과제에 대해 설명하고 5장에서 결론을 맺는다.

[†] 교신저자, 正會員 : 梨花女子大學 電子工學科 助教授 · 工博

E-mail : jtkim@ewha.ac.kr

接受日字 : 2008年 3月 7日

最終完了 : 2008年 5月 20日

2. 제안하는 방법

영상 획득 장치를 통해서 획득된 영상은 원영상 $x(n_1, n_2)$ 가 PSF $h(n_1, n_2)$ 에 의해서 블러링된 후 백색 Gaussian 가산 잡음 $w(n_1, n_2)$ 가 더해진 형태로 식 (1)과 같이 모델링된다.

$$y(n_1, n_2) = h(n_1, n_2) ** x(n_1, n_2) + w(n_1, n_2) \quad (1)$$

여기서 n_1, n_2 는 가로 방향과 세로 방향의 좌표를 나타내고 **은 이차원 컨벌루션 (convolution) 연산자이다. 잘 알려진 바와 같이 식 (1)과 같은 모델로 나타나는 신호 $y(n_1, n_2)$ 으로 부터 원영상 $x(n_1, n_2)$ 를 추정하는 최적 위너 필터링은 다음 식 (2)와 같이 정의된다 [5].

$$\hat{X}(\omega_1, \omega_2) = \frac{H^*(\omega_1, \omega_2)}{|H(\omega_1, \omega_2)|^2 + \eta} Y(\omega_1, \omega_2) \quad (2)$$

여기서 $H(\omega_1, \omega_2), Y(\omega_1, \omega_2)$ 는 $h(n_1, n_2), y(n_1, n_2)$ 의 이차원 푸리에 변환이고 $\hat{X}(\omega_1, \omega_2)$ 는 추정된 최적 영상의 이차원 푸리에 변환이며 *는 complex conjugate 연산자, η 는 잡음과 원영상의 잡음대 신호비이다 [2, 5].

본 논문에서는 복원하고자 하는 영상이 이진 영상이라는 사실에 기반하여 PSF와 η 를 추정하고자 하는 인수로 두고 복원 영상이 이진 영상과 가장 유사하게 되는 PSF와 η 를 반복적으로 추정하는 semi-blind 위너 필터링 기법을 제안한다. 이를 위하여 선행연구에서 효과적으로 사용된 double well 함수를 사용하여 이진화의 오차 정도를 계량화하는 목적함수를 설계하고 이를 최소화 하는 PSF와 η 를 발견한다 [2]. PSF가 인수 벡터 θ 에 의해 인수화 된다고 가정하면 본 논문에서 사용하는 이진성 정도를 계량화하는 double well 함수는 식 (3)과 같이 정의된다.

$$\Phi(\theta, \eta) = \sum_{n_1=1}^{N_1} \sum_{n_2=1}^{N_2} (\hat{x}(n_1, n_2; \theta, \eta) - \beta_1)^2 (\hat{x}(n_1, n_2; \theta, \eta) - \beta_2)^2 \quad (3)$$

여기서 $\hat{x}(n_1, n_2; \theta, \eta)$ 는 인수 θ 로 구성되는 PSF와 잡음대 신호비 η 일때의 위너 필터 출력의 이차원 역 푸리에 변환으로 식 (4)와 같이 정의되고, N_1, N_2 는 가로방향과 세로 방향의 영상의 크기이고 β_1, β_2 는 이진 영상의 두 가지 밝기 값을 각각 나타낸다.

$$\hat{X}(n_1, n_2; \theta, \eta) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{-\pi}^{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \frac{H^*(\omega_1, \omega_2; \theta)}{|H(\omega_1, \omega_2; \theta)|^2 + \eta} Y(\omega_1, \omega_2) d\omega_1 d\omega_2 \quad (4)$$

식 (3)의 double well 함수는 $\hat{x}(n_1, n_2; \theta, \eta)$ 가 β_1 혹은 β_2 두 값들 중의 하나만을 가질때 0이 되는 함수로서 필터링된 영상이 두 밝기 값 β_1, β_2 근처 값을 가지는 이진성 정도를 계량화 한다. 따라서 이를 최소화 하는 필터링을 수행하면 이진 영상을 효과적으로 복원할 수 있다. 일반적으로, $\beta_1,$

β_2 의 값이 알려져 있지 않으므로, 본 논문에서 제안하는 방법은 식 (3)의 double well 함수를 최소화 하는 $\theta, \eta, \beta_1, \beta_2$ 을 동시에 추정하는 것이다.

식 (3)과 같은 double well 함수를 목적함수로 두고 이를 θ, η 와 β_1, β_2 에 대하여 최소화 하는 문제는 그 해가 유일하지 않은 ill-posed 역 문제일 경우가 있다. 예를 들면, PSF가 가역 (invertible) 이고 잡음이 없는 경우에는 발견하고자 하는 이상적인 위너 필터링의 출력은 β_1, β_2 두 값중의 하나를 가지게 되고 목적함수의 값은 0이 된다. 한편, 어떤 인수가 주파수 0 Hz인 성분만 통과시키고 그 이상의 주파수를 모두 통과시키지 않는 필터를 구성하면 β_1, β_2 중의 한 값이 주파수 0 Hz 일때의 필터의 출력값과 같게되면 그 경우에도 목적함수의 값이 0이 되게 된다. 이러한 경우는 필터의 출력 신호가 하나의 값만으로 구성되는 영상이 되게 되어 발견하고자 하는 이진 영상이 아니지만 목적함수 값은 최소화 되게 된다. 실제로는 필터의 support가 유한하므로 주파수 0인 성분만을 통과시키는 이상적인 필터를 구성하는 인수가 없어 목적함수가 0이 되지 않는으나 잡음이나 PSF의 비가역성으로 인하여 원영상을 잘 복원하는 경우의 목적함수 값도 0이 아니므로 하나의 값만을 출력하는 잘못된 필터링의 목적함수 값이 원영상을 잘 복원하는 경우의 목적함수 값보다 더 작은 경우가 발생할 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 하나의 값만을 출력하는 잘못된 필터링의 경우에는 목적 함수가 최소화 될때의 밝기 값 β_1, β_2 가 출력 값에 유사한 값을 가진다는 사실을 이용한다. 출력 신호가 하나의 값을 중심으로 작은 오차들을 가지고 있으므로 이를 최소화하는 β_1, β_2 도 유사한 값을 가지게 된다. 이에 반하여 원영상을 잘 복원하는 경우에는 크기 차이가 많이 나는 두 가지 다른 종류의 밝기 값 β_1, β_2 를 가지고 있게 된다. 이와 같은 사실에 기반하여 본 논문에서는 식 (3)의 목적함수를 최소화 하면서도 β_1, β_2 의 값의 차이는 큰 해를 찾는 식 (4)와 같은 방법을 제안한다.

$$\arg \min_{\theta, \eta} \Phi(\theta, \eta) + \frac{\lambda}{(\beta_1 - \beta_2)^2} \quad (4)$$

식 (4)의 목적함수는 필터링 된 영상의 출력값이 두 밝기 값 β_1, β_2 근처의 값만을 가지도록 하는 첫번째 항과 두 밝기 값의 차이가 크게 나도록 하는 두번째 항을 가지고 있다. 정규화 인수 λ 는 이진성 정도와 이진 영상의 밝기 값의 차이 정도를 조절해 주는 인수이다. 식 (4)의 목적함수는 이진 검출 (binary detection)에서 두 이진 값 주변의 variance가 작고 두 이진 값의 차이가 클때 큰 값을 가지게 되는 Fisher discriminant와 유사한 물리적인 의미를 가지고 있다 [6]. 식 (4)의 목적함수는 필터의 출력 값이 두 값 β_1, β_2 주변으로 집중되어 있고 β_1, β_2 의 차이가 클때 값이 작아지게 되는데 이는 Fisher discriminant가 커지는 것과 유사한 의미를 가지게 된다. 이진 검출에서 Fisher discriminant의 값이 크면 이진 검출의 성능이 좋아진다는 것은 잘 알려진 사실이다 [6].

본 논문에서는 식 (4)의 최적화를 수행하기 위하여 목적함수의 형태가 비선형 자승항들의 합의 형태로 구성되어 있다는 점에 착안하여 비선형 최소 자승 문제에 효과적인 최적화 기법인 LM (Levenberg-Marquadt) 방법을 적용하여 최적화를 수행한다 [7].

3. 실험 결과 및 토론

제안하는 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 시뮬레이션을 수행하였다. 그림 1(a)는 블러가 되지 않은 원영상이고 그림 1(b)는 그림 1(a)의 영상에 2차원 Gaussian 형태를 가지는 PSF 함수를 사용하여 영상을 블러링시키고 백색 가산 잡음을 더하여 생성한 시뮬레이션 영상이다. 잘 알려진 바와 같이 영상 획득 장치의 out-of-focus 로 발생하는 블러링의 PSF는 Gaussian 함수로 모델링 될 수 있다 [2]. Gaussian 함수의 표준편차는 가로 세로 방향 모두 4 픽셀이고 상관관계수는 0인 함수를 사용하였다. 그림 1(c)는 블러링 함수를 알려지지 않은 표준 편차를 가지는 Gaussian 함수로 모델링하여 본 논문에서 제안하는 알고리즘을 사용하여 디블러링을 수행한 결과 영상이다. 그림 1(c)의 결과를 얻을 때 사용한 정규화 인수 값 λ 의 값은 10^4 이었다. 그림 1(d)는 위너 필터링을 사용하여 디블러링을 수행한 영상이다. 그림들에서 볼 수 있듯이 제안하는 알고리즘을 사용한 디블러링을 통하여 원본 영상에 가까운 영상을 얻을 수 있음을 알 수 있다.

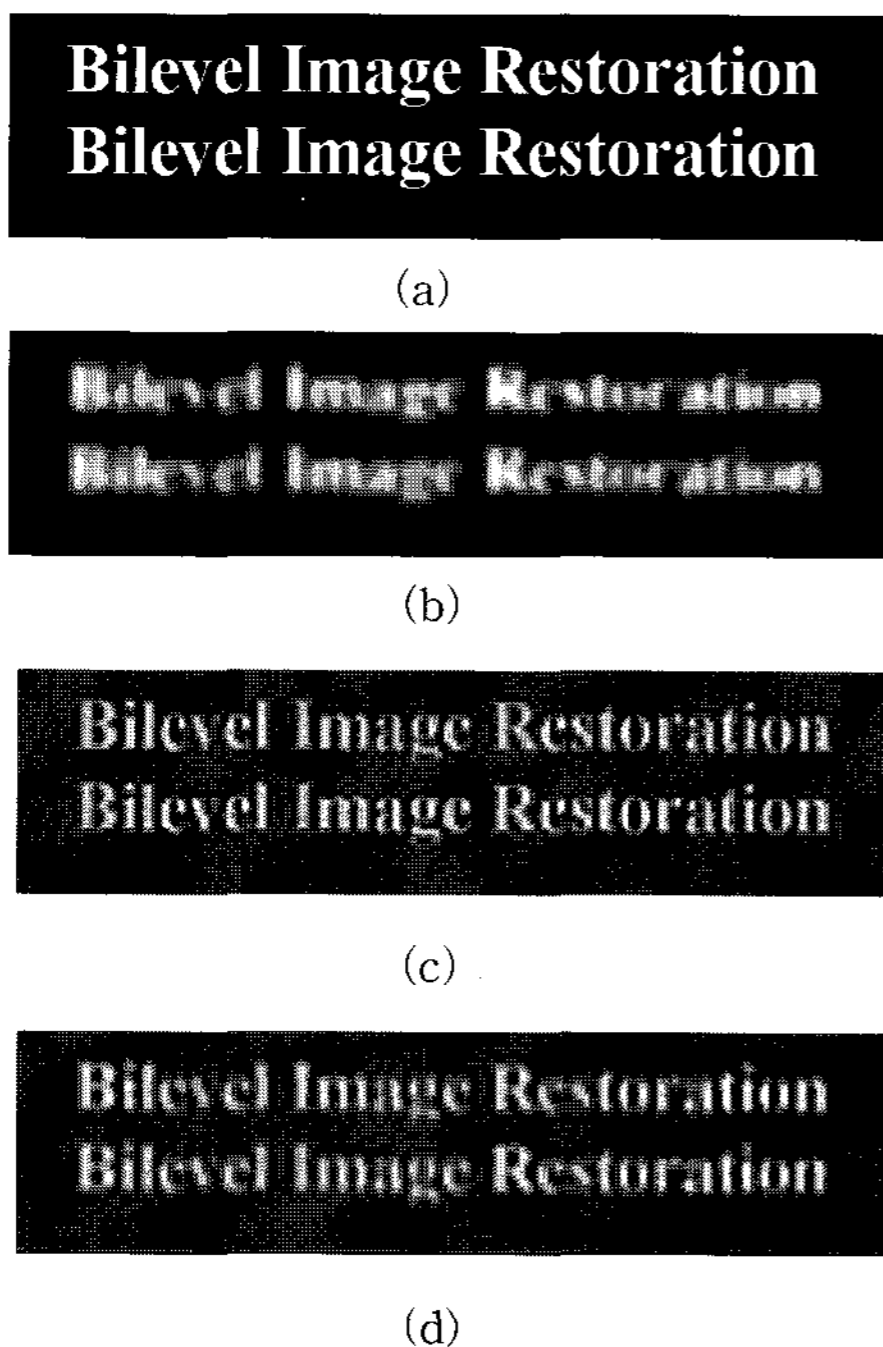


그림 1. (a) 원본 이진 영상 (b) 블러링되고 잡음이 더해진 영상 (c) 제안하는 알고리즘으로 복원된 영상 (d) 알려진 PSF와 잡음대 신호비에 의한 위너 필터링으로 복원된 영상

Fig. 1 (a) true bi-level image (b) blurred and noisy image (c) restored image by the proposed method (d) restored image by Wiener filtering with true PSF and noise-to-signal ratio

제안하는 알고리즘에서 β_1 과 β_2 의 차이를 크게 하도록 하는 목적함수의 두 번째 항의 효과를 검증하기 위하여 λ 가 0인 경우, 즉 두 번째 항을 사용하지 않는 경우와 적절하게 선택된 λ 값 ($\lambda=10^3$)을 사용한 경우에 대하여 영상을 복원하는 실험을 수행하였다. 그림 2(a)는 λ 가 0인 경우에 복원된 영상을, 그림 2(b)는 λ 가 10^3 일 때 복원된 영상을 보여 준다. 그림 2(a)에서 볼 수 있듯이 λ 가 0인 경우에는 복원된 영상의 가장 밝은 부분이 1.4 정도의 밝기 값을 가지고 있고 가장 어두운 부분이 1 근처의 밝기 값을 가지고 있어서 두 밝기 값의 차이가 크지 않고 복원된 영상도 원영상과 유사하지 않음을 알 수 있다. 이에 반하여 제안하는 알고리즘을 사용한 경우, 그림 2(b)에서 볼 수 있듯이 복원된 영상이 원본 영상과 유사하고 두 밝기 값의 차이도 λ 가 0인 경우보다 큰 것을 알 수 있다.

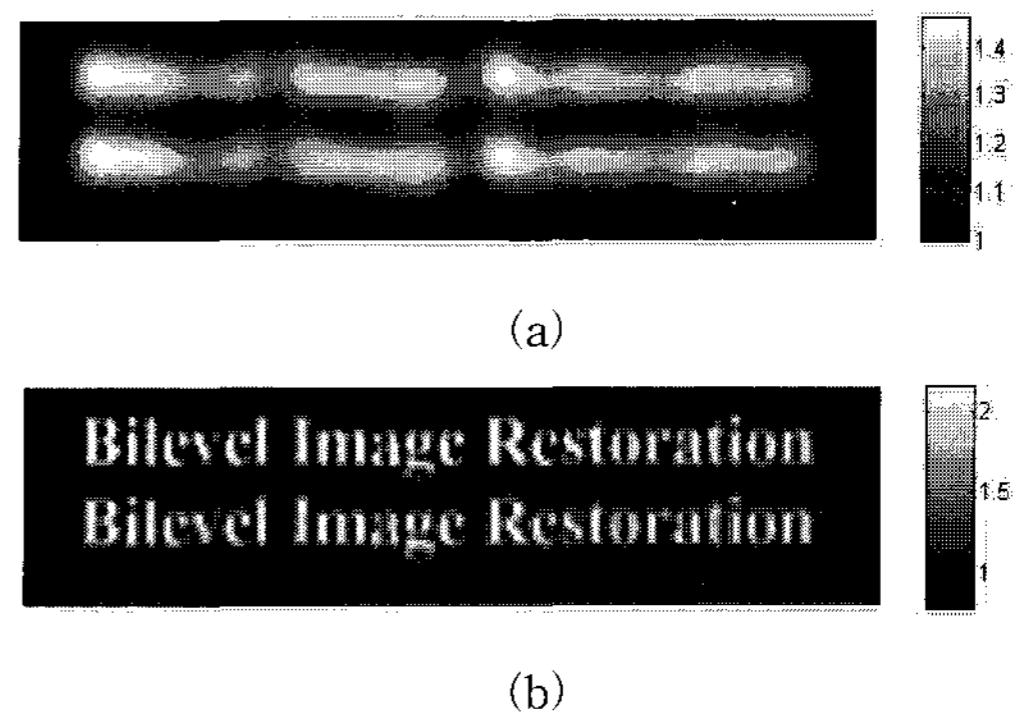


그림 2. (a) λ 가 0인 경우 복원된 영상 (b) λ 가 10^3 인 경우 복원된 영상

Fig. 2. (a) reconstructed image using $\lambda=0$ (b) reconstructed image using $\lambda=10^3$

그림 3은 λ 가 0인 경우와 λ 가 10^3 인 경우에 최적화 과정을 거쳐서 결정된 필터의 주파수 크기 응답을 보여준다. 그림 3(a)에서 볼 수 있듯이 λ 가 0일 때에는 0 Hz 근처의 저주파 성분만을 통과시키는 필터가 얻어졌다. 앞 장에서 설명한 바와 같이, 이러한 필터는 입력영상의 0 Hz 성분 값에 유사한 밝기 값들만을 출력하게 되고 추정된 β_1 과 β_2 도 유사한 값을 가지게 된다. 이 경우, 비록 double-well 목적 함수의 값은 최소화 되더라도, 그림 2(a)에서 볼 수 있듯이 복원된 영상은 원본 영상과는 매우 다른 영상임을 알 수 있다. 블러링 함수가 Gaussian 형태의 함수로서 저역 통과 필터이므로 그 역필터는 고역 통과 필터의 성격을 가져야하기에 λ 가 0인 경우 얻어진 그림 3(a)와 같은 주파수 응답을 가지는 역필터로는 디블러링이 효과적으로 수행되지 않는다는 것이 명백하다. 이에 반하여 제안한 목적 함수를 사용하는 경우, 즉 λ 가 10^3 인 경우에는 그림 3(b)에서 볼 수 있듯이 최적화 과정을 통하여 결정된 역필터의 주파수 응답이 저주파 영역에서 크기가 작고 특정 고주파 대역에서 값이 큰 대역 통과 필터의 특성을 가지고 있다. 역필터의 주파수 응답이 매우 높은 고주파 영역에서 다시 줄어드는 것은, 이러한 영역의 응답이 지나치게 커지는 경우에는 잡음의 효과가

증폭이 되어서 목적함수의 값이 증가되기 때문이다. 어떠한 주파수 대역의 응답이 크게 되는가는 복원을 위하여 입력되는 영상의 블러링 정도, 신호대 잡음비등에 따라서 최적화 과정에서 자동적으로 결정되게 된다.

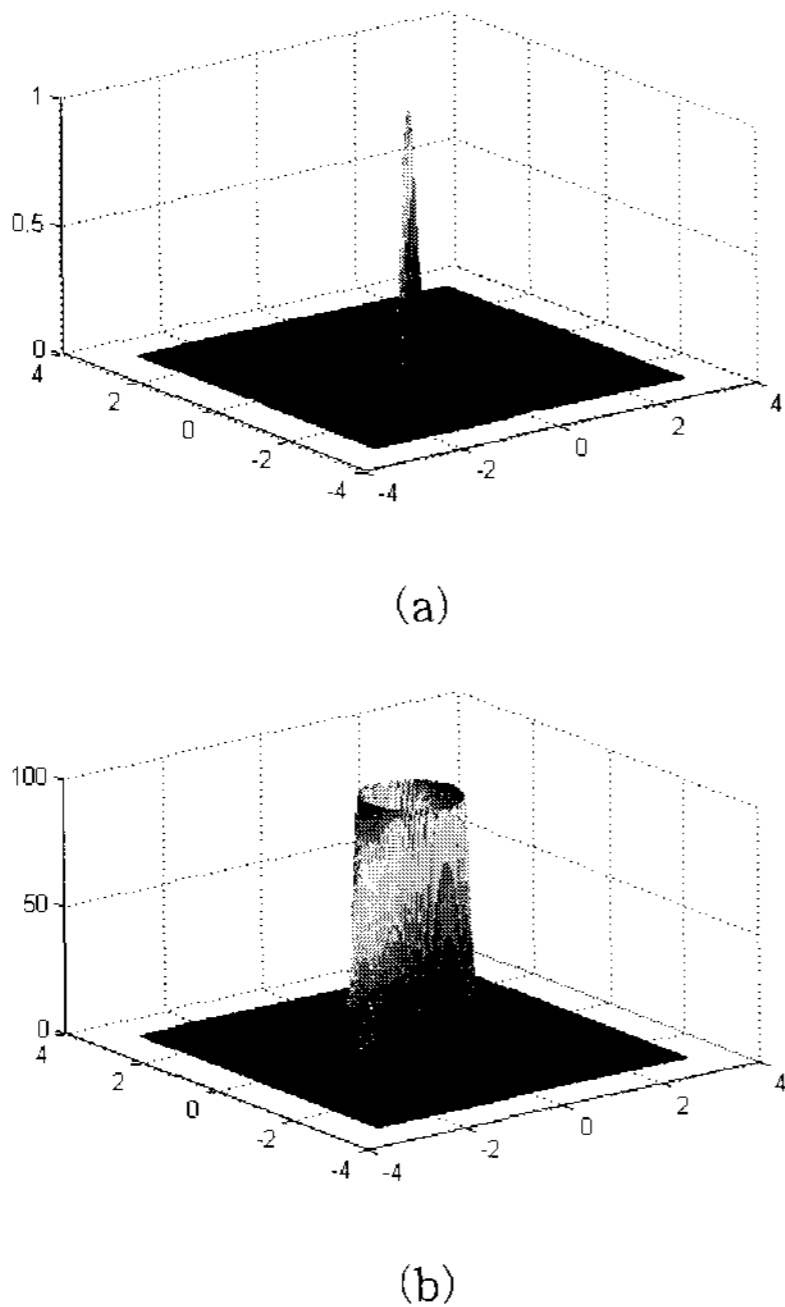


그림 3. (a) λ 가 0 인 경우 역필터의 주파수 크기 응답 (b) λ 가 10^3 인 경우 역필터의 주파수 크기 응답

Fig. 3 (a) frequency response of the inverse filter when $\lambda=0$ (b) frequency response of the inverse filter when $\lambda=10^3$

제안하는 알고리즘의 성능을 계량화하기 위하여 제안하는 알고리즘을 통하여 복원된 영상을 최적의 임계치를 사용하는 segmentation 을 통하여 이진화 (binarization) 를 수행하였다. 수행된 이진화의 결과와 원영상의 이진값을 비교하여 오차가 발생한 픽셀의 수를 전체 픽셀의 수로 나누어 BER (Bit Error Rate) 을 계산하였다¹⁾. 또한 이러한 BER 계산을 디블러링을 수행하지 않은 영상, 시뮬레이션 영상 생성시 사용하였던 정확한 PSF 와 잡음대 신호비를 사용한 위너 필터링에 의해 디블러링된 영상 등에도 적용하여 성능을 계량화하였다. 표 1은 그림 1(a)의 원본 영상을 블러링 정도를 다르게 한 여러 가지 블러링 함수를 적용하여 생성한 시뮬레이션 영상에 대한 BER 결과를 정리한 표이다. 블러링 함수들은 그림 1(b)의 영상을 생성한 것과 동일한 Gaussian 함수에서 표준편차 값들을 달리한 것이다. 표 1에서 볼 수 있듯이 제안하는 알고리즘을 사용한 결과가 디블러링을 수행하지 않은 결과에 비해 훨씬 작은 BER 을 가지고 있다. 흥미로운 사실은 제안하는 알고리즘의 결과가 이상적인 위너 필터링의 결과보다 작은 BER 을 보이고 있다는 사실이다. 이는 위너 필

1) 최적 임계치는 BER을 최소화 하는 임계치로 수동으로 발견하였다.

터링은 원영상과의 평균 제곱 오차 (mean squared error) 를 최소화 하는 복원 영상을 얻는 반면 본 논문에서 제안하는 방법은 이진성의 정도와 두 밝기 값의 차이가 최대화되는 복원 영상을 생성하므로 이진화 수행시 상대적으로 더 좋은 결과가 얻어지는 것으로 생각된다.

표 1 블러링 정도에 따른 BER
Table 1 BER for different blur level

Gaussian 블러링 함수의 표준편차 (pixel)	Without deblurring	위너 필터링	제안하는 알고리즘
4.2	0.085	0.032	0.018
4.0	0.079	0.027	0.013
3.8	0.073	0.024	0.012
3.4	0.061	0.021	0.011
3.0	0.049	0.016	0.010

본 논문에서 제안한 알고리즘을 실제 영상에 적용시 그 유용성을 검증하기 하기 위하여 실제 영상을 사용한 실험을 수행하였다. 그림 2(a)는 영상 획득장치 (Cannon EOS405 Camera) 를 사용하여 획득한 영상이다. 그림 2(b) 는 디블러링을 수행하지 않은 그림 2(a)의 영상을 segmentation 한 결과이고 그림 2(c) 는 제안하는 알고리즘을 사용하여 디블러링을 수행한 영상을 segmentation 한 영상이다. 그림에서 볼 수 있듯이 제안한 방법을 사용한 영상이 보다 원본 영상에 가까운 segmentation 결과를 얻을 수 있었다.

Bilevel Image
Bilevel Image

(a)

Bilevel Image
Bilevel Image

(b)

Bilevel Image
Bilevel Image

(c)

그림 4. (a) 영상 획득 장치로 획득한 영상 (b) 디블러링을 수행하지 않은 영상의 이진화 결과 (c) 제안하는 알고리즘으로 디블러링을 수행한 영상의 이진화 결과

Fig. 4 (a) Real image acquired by camera (b) binarization results using the real image (c) binarization results using deblurred image by the proposed method

4. 토 론

본 논문의 시뮬레이션 및 실험의 결과는 정규화 인자를 수동으로 조절한 결과이다. 정규화 인자는 영상 복원의 성능 결정에 영향을 미치므로 이의 고성능 자동 조절이 중요하다. 효율적인 정규화 인자의 자동 설계는 추후 연구 과제이다. 본 논문에서는 두 밝기 값 β_1, β_2 가 알려져 있지 않은 경우에도 적용 가능한 알고리즘을 설계하였고 이를 위하여 정규화 과정이 필요하게 되었다. 만약 적절한 방법을 통하여 원본 영상의 두 밝기 값 β_1, β_2 를 추정할 수 있으면 정규화 인자를 사용하는 벌칙함수 항을 사용하지 않고 좋은 결과를 얻을 수도 있을 것으로 생각된다. 이를 위한 효율적인 밝기 값의 사전 추정은 현재 진행 중인 연구 과제이다. 본 논문에서 제안하는 방법은 영상 획득시 조명이 균일하다는 전제하에서 설계한 방법이다. 실제 영상 획득시에는 불균일 조명의 효과가 있으므로 이의 효과적인 보상이 필요하게 된다. 이를 위하여 조명을 B-spline 함수를 사용하여 모델링하고 불균일 조명과 디블러링을 동시에 수행하는 방법의 연구가 필요하다. 이진 영상을 인수화 할 수 있는 경우에는 선행 연구에서 불균일 조명 보상과 디블러링을 성공적으로 수행하였으나 [8], 일반적인 이진 영상은 인수화가 힘들다는 문제가 있다. 일반적인 이진 영상을 위한 동시 디블러링 및 불균일 조명 추정은 추후 연구 과제이다. 본 논문의 시뮬레이션 및 실험은 out-of-focus 블러링을 모델링하는 Gaussian 형태의 PSF 에 의해 수행된 것이나 제안하는 알고리즘은 Gaussian 형태의 블러링 뿐만 아니라 유효하게 인수화 될 수 있는 모든 형태의 블러링에 유효하게 적용할 수 있는 것으로 넓은 응용 범위를 가진다.

5. 결 론

본 논문에서는 인수화될 수 있는 PSF 에 의해서 블러링된 이진 영상의 효과적인 디블러링 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 semi-blind 위너 필터링을 사용하여 복원되는 영상의 이진성과 두 이진값의 밝기 차이에 기반한 목적 함수를 최소화하여 디블러링을 수행하여 영상을 복원하는 방법이다. 시뮬레이션과 실험에서 제안하는 방법은 효과적으로 영상을 디블러링 할 수 있었을 뿐 아니라 segmentation 과정을 거친 후의 이진화 오차가 위너 필터링의 결과보다 우수한 성능을 보였다. 제안하는 알고리즘은 인수화 가능한 형태의 PSF 에 의해 블러링된 이진 영상의 복원에 유용하게 사용될 수 있을 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

[1] Y. Shen, E. Lam, N. Wong, "Binary image restoration by positive semidefinite programming," *Optics Letters*, Vol. 32, No.2, 2007.
 [2] H. Wu, "Minimum entropy deconvolution for restoration of blurred two-tone images," *Electronics Letters*, Vol. 26, No.15, 1990.

[3] T. Li, and K. Lii, "A joint estimation approach for two-tone image deblurring by blind deconvolution," *IEEE Trans. Im. Process.*, Vol. 11, No.8, 2002.
 [4] W. Pratt, *Digital Image Processing*, New York, Wiley-Interscience, 2001.
 [5] M C K Yang, J S Lee, C C Lien, and C L Huang, "A novel blind deconvolution scheme for image restoration using recursive filtering," *IEEE Trans. Signal Process*, Vol.46, No.2, 1998.
 [6] W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling, and B. P. Flannery, *Numerical recipes in C++*, 2nd ed. Cambridge, 2005.
 [7] H. L. Van Trees, *Detection, estimation and modulation theory, Part I*, New York, Wiley, 1968.
 [8] J. Kim and H. Lee, "Joint nonuniform illumination estimation and deblurring for bar code signals," *Optics Express*, Vol. 15, Issue 22, pp. 14817-14837, 2007.

저 자 소 개



김 정 태 (金 廷 泰)

1989년 서울대학교 제어계측공학과 졸업.
 1991년 동 대학원 석사과정 졸업. 1991년-1998년 삼성전자 디지털미디어연구소 책임연구원. 2004년 미시간대학교 전기공학 과졸업(Ph.D)
 2004년-현재 이화여자대학교 전자공학과 조교수
 Tel : +82-2-3277-4084
 Fax : +82-2-3277-3494
 E-mail : jtkim@ewha.ac.kr