

특집논문 (Special Paper)

방송공학회논문지 제23권 제4호, 2018년 7월 (JBE Vol. 23, No. 4, July 2018)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2018.23.4.484>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

쇼크 필터와 합성곱 신경망 기반의 균일 모션 디블러링 기법

정 민 소^{a)}, 정 제 창^{a)†}

Uniform Motion Deblurring using Shock Filter and Convolutional Neural Network

Minso Jeong^{a)} and Jechang Jeong^{a)†}

요 약

Cho 등의 균일 모션 블러 제거 알고리즘은 영상 내 외곽선 영역을 선명하게 복원하지 못한다는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 본 논문에서는 한 장의 정지 영상에서 발생하는 블러 (Blur) 현상을 블러된 계단형 신호를 뚜렷한 외곽선으로 복원해주는 쇼크 필터 (Shock filter)와 영상에서 특징을 추출하여 학습하는 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network: CNN)을 이용하여 선명한 영상을 복원하고 이 영상으로부터 균일 모션 (Uniform motion) 블러를 측정하여 영상 내 블러 현상을 제거하는 효과적인 알고리즘을 제안하고자 한다. 제안된 알고리즘은 쇼크 필터와 합성곱 신경망을 이용하여 선명한 영상을 복원함으로써 기존 알고리즘의 단점을 개선하였다. 실험 결과를 통해 제안하는 알고리즘이 기존 알고리즘에 비해 객관적 및 주관적인 평가에서 우수한 복원 성능을 나타냄을 확인하였다.

Abstract

The uniform motion blur removing algorithm of Cho et al. has the problem that the edge region of the image cannot be restored clearly. We propose the effective algorithm to overcome this problem by using shock filter that reconstructs a blurred step signal into a sharp edge, and convolutional neural network (CNN) that learns by extracting features from the image. Then uniform motion blur kernel is estimated from the latent sharp image to remove blur in the image. The proposed algorithm improved the disadvantages of the conventional algorithm by reconstructing the latent sharp image using shock filter and CNN. Through the experimental results, it was confirmed that the proposed algorithm shows excellent reconstruction performance in objective and subjective image quality than the conventional algorithm.

Keyword : Deblurring, Convolutional Neural Network (CNN), Shock filter, Uniform Motion blur, Blind deconvolution

a) 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과(Department of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University)

† Corresponding Author : 정제창(Jechang Jeong)

E-mail: jjeong@hanyang.ac.kr

Tel: +82-2-2220-4372

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-3759-3116>

※ 이 논문의 연구결과 중 일부는 “IPIU 2018”에서 발표한 바 있음.

※ 본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 정보통신·방송 연구개발사업의 일환으로 수행하였음.[2014-0-00670, ICT 장비용 SW 플랫폼 구축]

※ This work was supported by the ICT R&D program of MSIP/IITP.[2014-0-00670, Software Platform for ICT Equipment]

· Manuscript received May 4, 2018; Revised July 9, 2018; Accepted July 9, 2018.

Copyright © 2018 Korean Institute of Broadcast and Media Engineers. All rights reserved.

“This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons BY-NC-ND (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited and not altered.”

1. 서론

영상 블러 (Blur) 현상은 디지털 카메라를 이용하여 사진을 촬영할 때 발생하며 영상 열화 (Degradation)의 주요한 원인 중 하나이다. 영상 블러의 원인은 가우시안 블러 (Gaussian blur)^[1], 디포커스 블러 (Defocus blur)^[1], 모션 블러 (Motion blur)^[2]등 다양하다. 가우시안 블러는 온도, 풍속, 노출시간 등 다양한 요소에 따른 대기의 난류에 의해 발생하며, 영상의 잡음 (Noise)과 디테일 (Detail) 감소의 원인이 된다. 이로 인한 영상의 블러 현상은 가우시안 함수 (식 (1))와 선명한 영상의 컨볼루션 (Convolution) 결과이다.

$$G(u,v) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot e^{-\frac{(u^2+v^2)}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

여기서 u 와 v 는 각각 수평축 및 수직축에서의 거리를 의미하고, σ 는 가우시안 분포 (Distribution)의 표준편차 (Standard deviation)값으로 블러의 정도를 결정한다.

디포커스 블러는 아웃포커스 (Out of focus)로 인한 렌즈의 수차 (Aberration)에 의해 발생한다. 모션 블러는 저조도 환경에서 사진을 촬영할 때 발생한다. 저조도 환경에서는 빛의 양이 충분하지 않기 때문에 카메라의 노출 시간이 길어지고, 카메라의 센서가 흔들려 모션 블러가 발생하게 된다. 영상 블러의 주된 원인은 아웃포커싱 (Out-focusing), 물체의 움직임 및 카메라의 흔들림이 있다. 이 중에서 카메라의 흔들림은 모션 블러에 포함된다. 정지 영상 및 동영상 촬영할 때 블러 현상이 발생한다면 재촬영을 통해 영상을 얻으면 된다. 하지만 생방송과 같이 특정 순간은 재촬영하는 것이 불가능하기에 디블러링 (Deblurring) 기술을 이용하여 해결해야 한다.

영상 블러 현상을 제거하기 위한 디블러링 기법은 크게 논블라인드 디컨볼루션 (Non-blind deconvolution)^[3]과 블라인드 디컨볼루션 (Blind deconvolution)^[2]으로 분류할 수 있다. 논블라인드 디컨볼루션은 블러 커널 (Blur kernel)에 대한 정보가 있는 경우에 사용하고 블라인드 디컨볼루션은 블러 커널에 대한 정보가 없는 경우에 사용한다. 블라인드 디컨볼루션은 블러된 영상만을 이용하여 블러 커널과 선명

한 영상을 모두 복원해야 하기 때문에 매우 어려운 문제이다. 예를 들어, 단일 영상에 대한 블러 현상을 제거하기 위한 디블러링 기법은 블러 커널에 대한 정보를 알지 못하기 때문에 블라인드 디컨볼루션에 해당된다. 또한 블러된 영상의 형태에 따라 분류 할 수 있다. 카메라의 흔들림으로 인한 모션 디블러링은 블러의 종류에 따라 비균일 (Non-uniform) 모션 디블러링 기법^[4]과 균일 (Uniform) 모션 디블러링 기법^[5]으로 나누어 진다. 비균일 모션 블러는 각각의 픽셀 (Pixel)이 다른 형태로 블러된 것을 의미하고, 다음 식과 같이 표현된다^[6].

$$b = \sum_i \omega_i T_i l + n \quad (2)$$

여기서 b 는 블러가 있는 영상, l 은 블러가 없는 선명한 영상, n 은 잡음을 $n \times 1$ 크기의 벡터로 표현한 것이다. T_i 는 영상 l 의 2차원 변환을 생성하는 $n \times n$ 크기의 변환 행렬로, 카메라의 노출 시간 동안 시간 t_i 에서 카메라 움직임의 평면 내 평행이동을 나타낸 것이다. ω_i 는 카메라의 전체 노출 시간 중에서 시간 t_i 의 상대적인 가중치를 의미하며 가중치의 합은 1이다. 즉, $\sum_i \omega_i = 1$ 로 표현할 수 있다^[6].

균일 모션 블러는 영상의 모든 픽셀이 동일하게 블러된 것이다. 균일 모션 블러로 인한 영상의 열화는 일반적으로 다음 식과 같이 표현된다^[2].

$$B = k * I + n \quad (3)$$

여기서 B 는 블러된 영상, k 는 블러 커널, I 는 블러가 없는 선명한 영상, n 은 잡음, $*$ 는 컨볼루션 연산을 의미한다.

비균일 모션 디블러링 기법은 복잡한 모델과 많은 계산량을 필요로 하기 때문에 대부분 균일 모션 디블러링 기법을 이용한다. 균일 모션 디블러링에 대하여 많은 연구가 이루어졌지만 블러된 영상은 이미 많은 정보가 손실 되어 적은 정보로부터 선명한 영상으로 복원하는 것은 매우 어려운 문제이다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 블러를 선형 모션으로 가정하는 등의 방법을 이용하였지만 이러한 방법들은 실제로 발생하는 블러 제거에는 한계가 존재하여 잘 사용하지 않는다. 최근에는 제한된 블러가 아닌 복잡한 형태의 블러를 제거하는 기법에 대한 연구가 진행되었다.

Fergus 등^[2]은 모션 블러가 없는 자연 영상의 통계적 특성을 이용하여 블러를 제거하였고 Shan 등^[7]은 Fergus 등이 제시한 알고리즘의 통계적 모델을 단순화하는 블러 제거 기법을 제안하였다. Cho와 Lee^[5]는 외곽선 예측 기법을 통해 선명한 영상을 복원하고 이것을 이용하여 빠르게 블러를 추정하는 기법을 제안하였다. Xu 와 Jia^[8]는 에지 예측 단계에서 크기가 작은 피사체를 제외하는 마스크를 사용하여 피사체가 블러 커널의 크기보다 작은 경우 발생하는 성능 저하를 개선하였다. Krishnan 등^[9]은 영상의 정규화와 블러가 영상의 고주파 성분에 미치는 영향 등의 상호작용을 근본적으로 분석하여 영상을 복원하는 기법을 제안하였다. Cho 등^[10]은 외곽선을 분석하여 카메라의 흔들림을 추정하고 블러 커널을 측정하여 영상을 복원하는 기법을 제시하였다.

균일 모션 블러에서 기존의 디블러링 알고리즘^[10]은 외곽선을 선명하게 복원하지 못한다는 단점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 균일 모션 블러 영상에 쇼크 필터 (Shock filter)와 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network: CNN)을 사용하여 기존의 알고리즘보다 블러 현상을 효과적으로 제거하여 원 영상과 같이 복원시킬 수 있는 방법을 제안하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존 알고리즘에 대하여 소개하고, 3장에서는 본 논문에서 제안하는 쇼크 필터와 합성곱 신경망을 이용한 균일 모션 디블러링 알고리즘을 설명한다. 또한 4장에서 기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 결과를 비교한다. 마지막으로 5장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 기존 알고리즘

그림 1은 Cho 등^[10]에 의해 제안된 알고리즘을 나타낸다. 이 알고리즘은 외곽선 분석을 통하여 카메라의 흔들림을 추정하고 블러 커널을 측정하여 영상을 복원한다. 먼저 입력 영상으로부터 외곽선 영역을 검출한 후에 이를 이용하여 블러 커널을 추정하고 선명한 영상을 예측한다. 또한 블러 커널을 재추정 하기 전에는 양방향 필터 (Bilateral filter)^[11]를 수행하여 링잉 아티팩트 (Ringing artifact) 및 잡음

을 제거하여 블러 커널 측정의 성능을 크게 향상시킨다. 최종적으로 추정된 블러 커널과 입력 영상을 이용하여 균일 모션 블러 현상이 제거된 영상을 얻는다. Cho 등의 알고리즘은 작은 크기의 블러 커널에 의해 블러된 영상도 잘 복원한다는 장점이 있지만 외곽선을 선명하게 복원하지 못하는 단점을 가지고 있다.

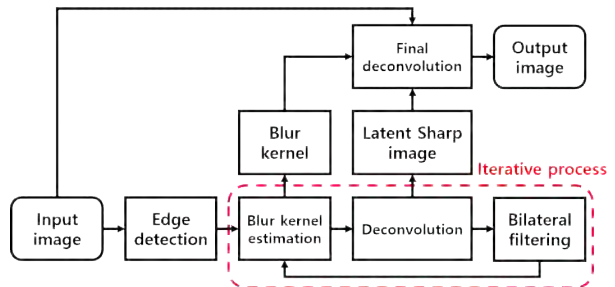


그림 1. 기존의 알고리즘 순서도
Fig 1. Flow chart of conventional algorithm

III. 제안하는 알고리즘

3절에서는 쇼크 필터와 합성곱 신경망을 이용하여 균일 모션 블러 제거 기법에 대한 방식을 자세하게 설명한다. 기존의 알고리즘은 외곽선을 선명하게 복원하지 못한다는 단점이 있다. 그림 2는 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서 제안하는 알고리즘을 나타낸 것이다. 제안된 알고리즘은 블러된 영상에 쇼크 필터를 적용하여 외곽선을 뚜렷하게 하였고 영상의 특징을 추출하여 학습하는 합성곱

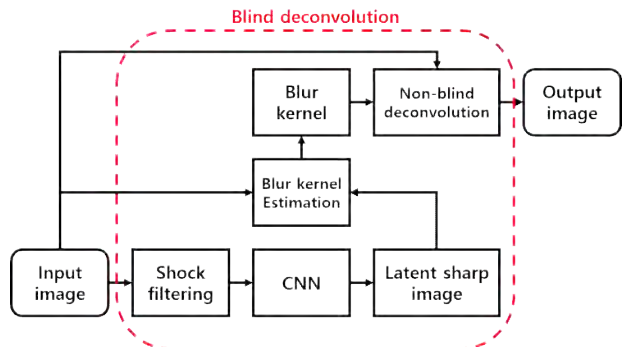


그림 2. 제안하는 알고리즘 순서도
Fig 2. Flow chart of proposed algorithm

신경망을 이용하여 선명한 외곽선이 복구된 영상을 얻었다. 최종적으로 추정된 블러 커널과 입력 영상을 EPLL 기법에 적용하여 결과 영상을 얻을 수 있게 하였다.

1. 쇼크 필터

쇼크 필터를 이용하여 블러된 영상으로부터 강한 윤곽선 (Strong edge)을 얻는다. 그림 3은 쇼크 필터의 효과를 나타낸 것으로 쇼크 필터는 블러된 계단형 신호 (Step signal)를 뚜렷한 외곽선으로 복원할 수 있는 효과적인 필터이다. 쇼크 필터링은 다음 식과 같이 표현된다^[12].

$$I_{t+1} = I_t - \text{sign}(\Delta I_t) \|\nabla I_t\| dt \quad (4)$$

여기서 I_t 는 시간 t 에서의 영상을 의미하고 ΔI_t 및 ∇I_t 는 각각 I_t 의 라플라시안 (Laplacian)과 그래디언트 (Gradient)를 나타낸다. $\|\cdot\|$ 은 L2-norm을 의미한다.

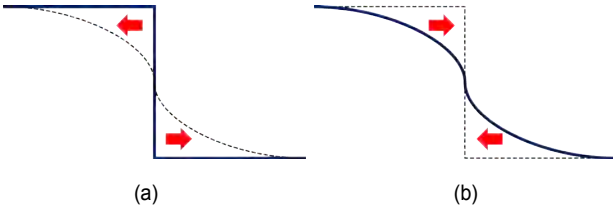


그림 3. 쇼크 필터: (a) 블러된 신호, (b) 블러된 신호에 쇼크 필터를 처리한 결과
 Fig 3. Shock filtering: (a) Blurred signal (b) Shock filtering of blurred signal

2. 합성곱 신경망

다음으로 선명한 외곽선이 복구된 영상을 얻기 위해 쇼

크 필터를 이용하여 외곽선 영역이 선명하게 복구된 영상을 합성곱 신경망에 입력한다. 선명하게 복구된 영상을 얻기 위한 합성곱 신경망의 구조는 그림 4와 같이 나타내며 입력층, 출력층 및 8개의 은닉층으로 구성되어 있다. 은닉층의 활성화 함수는 ReLU (Rectified Linear Unit)^[13]를 사용하였다. 각 층의 커널 (Kernel)의 크기는 처음 두 층은 128, 나머지 여섯 층은 64 및 출력층은 1을 사용하였다. Loss 함수는 평균제곱오차 함수를 이용하였다 (식 (5)). optimizer는 adam-optimizer (Adaptive moment estimation optimizer)를 사용하였으며 사용된 학습률 (Learning rate)은 0.00001이다.

$$Loss = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|f(x_i) - y'_i\|^2 \quad (5)$$

여기서 f, x_i 및 y'_i 는 각각 합성곱 신경망의 연산, 블러된 영상 및 원 영상을 나타낸다. N 은 배치 (Batch)의 크기를 나타내고, $\|\cdot\|$ 은 L2-norm을 의미한다.

신경망의 학습에는 Pascal VOC 2012 데이터 세트^[14]를 이용하였다. 40개의 영상에 8 종류의 블러 커널을 합성하여 블러된 영상을 얻어 입력 데이터로 사용하였으며 원 영상을 정답 데이터로 사용하였다. 그림 5는 Pascal VOC 2012 데이터 세트의 1개 영상에 대한 원본 영상과 8종류의 블러된 영상을 나타낸 것이다. 영상을 원래 크기로 학습 시키면 신경망의 가중치 개수가 증가하여 모델의 복잡도가 증가한다. 따라서 입력 데이터에서 임의로 40,000개의 64×64 픽셀 크기의 패치 (Patch)를 추출하여 신경망의 입력으로 사용하였으며 정답 데이터에서는 상응하는 패치를 추출해서 신경망의 정답으로 사용하였다. 그림 6은 학습에 사용된 데이터 세트인 입력 데이터와 그에 상응하는 정답 데이터를 나타낸 것이다.

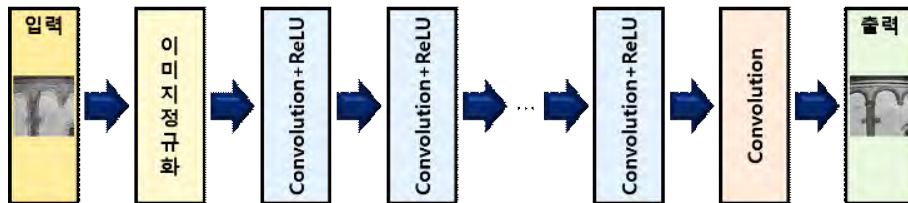


그림 4. 제안된 알고리즘의 신경망 구성
 Fig 4. Neural network architecture of proposed algorithm

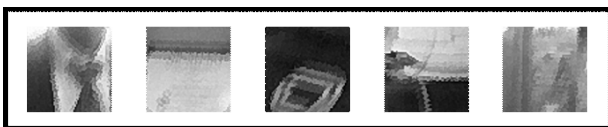


(a)



(b)

그림 5. Pascal VOC 2012 데이터 세트의 예: (a) 원본 영상, (b) 8종류의 커널로 블러시킨 영상
 Fig 5. Example of the Pascal VOC 2012 datasets: (a) Groundtruth image (b) Blurred image by 8 kinds kernels



(a)



(b)

그림 6. 학습에 사용된 데이터 세트: (a) 입력 데이터, (b) 정답 데이터
 Fig 6. Dataset used for learning: (a) Input data (b) label data

3. 블러 커널 측정

블러 커널 측정 단계에서는 합성곱 신경망 연산을 통해

얻은 선명한 영상과 입력 영상을 통해 블러 커널을 측정한다. 블러 커널을 측정하기 위해 식 (6)을 이용한다^[15].

$$\arg \min_k \sum_i \| (k * (f_i * L)) - (f_i * B) \|^2 \quad (6)$$

여기서 k 는 블러 커널, f_i 는 미분 필터 (Derivative filters), L 는 선명한 영상 및 B 는 블러된 영상을 나타낸다. $\| \cdot \|$ 은 L2-norm을 의미한다. 블러 커널 k 는 51×51 고정된 크기를 사용하였다. 블러 커널은 모든 픽셀 값에 대하여 양수 값을 나타내며 각 픽셀에서의 값을 모두 더하면 1이 된다^[15].

4. 논블라인드 디컨볼루션

마지막으로 블러 커널 측정 단계에서 측정된 블러 커널

을 이용하여 블러된 영상으로부터 블러가 제거된 영상으로 복원한다. 이 과정은 논블라인드 디컨볼루션에 해당되며 블러된 영상으로부터 마지막으로 선명한 영상을 복원하기 위하여 본 실험에서는 EPLL (Expected Patch Log Likelihood)^[16] 기법을 사용하였다 (그림 2). EPLL 기법의 기본 아이디어는 정보가 손실된 영상에 의존하는 방식으로 정보가 손실된 영상에 가깝게 유지하면서 EPLL을 극대화하는 것이다. 사전 확률을 p 라고 가정했을 때의 영상 x 에 대한 EPLL은 다음과 같이 정의할 수 있다 (식 (7)).

$$EPLL_p(x) = \sum_i \log p(P_i; x) \quad (7)$$

여기서 P_i 는 영상의 모든 오버랩핑 패치 (Overlapping patches) 중에서 i 번째 패치를 추출하는 행렬 (Matrix)을 의미하고, $\log p(P_i; x)$ 는 사전 확률이 p 라고 가정했을 때 i 번째 패치의 우도 (Likelihood)를 나타낸다^[16].

IV. 실험 결과 및 분석

본 연구에서는 3.30 GHz의 CPU (Intel® Core™ i5-2500), 11 GHz의 GPU (GTX-1080 Ti)가 장착된 Window 10 64 bit의 PC환경에서 실험을 진행하였다. 딥러닝 프레임워크는 텐서플로우 (Tensorflow) 및 Matlab R2017a를 이용하였다. 합성곱 신경망의 학습은 학습 데이터를 이용하여 30,000회 진행되었다.

기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 성능을 비교하기 위해 Sun 등^[17]의 데이터 세트를 이용하였다. 본 논문에서는 Lighthouse, Building, Field, Bedroom, Cockpit, Desert, Temple 및 Warehouse 총 8장의 실험영상에 대하여 객관적인 평가와 주관적인 평가를 모두 수행하였다. 8종류의 영상에 대한 블러된 영상은 학습에 사용된 데이터 세트와 같이 원본 영상에 블러 커널을 합성하여 만들었다. 원 영상을 Ground Truth로 사용하였다.

1. 객관적 화질 평가

기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 객관적인 성능을 비교하기 위해 평가 지표인 PSNR (Peak Signal to Noise

Ratio)과 SSIM (Structural SIMilarity)^[18]을 사용하였다. PSNR은 영상처리 분야에서 화질을 평가하기 위해 주로 사용하는 지표로 신호의 최대 전력에 대한 잡음의 전력을 의미한다. 이것은 손실이 발생한 영상과 원본 영상의 차이를 측정할 때 사용하며 식 (8)을 이용한다.

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \frac{I_{MAX}^2}{MSE} \quad (8)$$

여기서 I_{MAX} 는 해당 영상이 가질 수 있는 픽셀의 최대값을 의미하고, MSE 는 평균 제곱 오차 (Mean Square error)를 나타낸다.

PSNR의 단위는 dB이며 측정 시 사용하는 평균 제곱 오차는 다음 식과 같이 표현된다.

$$MSE = \frac{1}{MNS} \sum_{p=1}^M \sum_{q=1}^N \sum_{r=1}^S (X(p, q, r) - Y(p, q, r))^2 \quad (9)$$

여기서 M, N, S 는 각각 영상의 높이, 너비, 채널을 의미하며 X 는 원본 영상을 Y 는 손실이 발생한 영상을 나타낸다.

표 1은 각각의 영상에 대하여 기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 PSNR을 측정된 결과이다. 8종류 영상 모두 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 높은 값이 측정된 것을 확인할 수 있다. 특히, 제안하는 알고리즘은 Bedroom

표 1. 기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 PSNR (dB) 비교
Table 1. Comparison of PSNR (dB) for proposed and conventional algorithm

Sequence	Width×Height	Input image	Conventional algorithm	Proposed algorithm
Lighthouse	924×668	31.02	31.77	32.77
Building	924×616	22.68	24.08	25.46
Field	924×668	30.89	31.34	31.62
Bedroom	924×583	28.38	29.13	32.58
Cockpit	924×583	23.30	23.34	25.10
Desert	924×583	28.33	28.60	30.06
Temple	924×632	26.67	26.67	29.03
Warehouse	924×581	22.28	23.67	25.13

영상에서 3.45 dB의 최대 차이를 나타냄을 확인하였다 (표 1). 이 영상은 다른 비교 영상에 비해 외곽선과 같이 밝기의 급격한 변화에 의해 발생하는 높은 주파수 성분이 많이 포함되어 있으며 이와 같은 영상에서 제안하는 알고리즘 성능이 기존의 알고리즘보다 높게 측정되었다.

SSIM은 두 영상의 시각적인 유사성을 평가하기 위해 사용하는 지표로 기존의 지표에 영상의 휘도, 명암비, 구조를 추가적으로 고려하여 영상의 품질을 평가하며 식 (10)을 이용한다.

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (10)$$

여기서 μ_x, μ_y 는 원본 영상과 손실이 발생한 영상의 평균을, σ_x^2, σ_y^2 는 원본 영상과 손실이 발생한 영상의 분산을, σ_{xy} 는 원본 영상과 손실이 발생한 영상의 공분산을 나타낸다. C_1 과 C_2 는 식 (11)을 이용하여 계산한다.

$$C_1 = (k_1L)^2 \text{ and } C_2 = (k_2L)^2 \quad (11)$$

여기서 L 은 영상의 동적 영역 (Dynamic range)을 의미하고 k_1, k_2 는 각각 0.01과 0.03의 값을 가지는 상수이다.

표 2는 각각의 영상에 대하여 기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 SSIM을 측정한 결과를 나타낸 것이다. 8종류 영상 모두 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 우수한 성능을 나타내었다. 특히, Warehouse 영상에서

표 2. 기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 SSIM 비교

Table 2. Comparison of SSIM for proposed and conventional algorithm

Sequence	Width×Height	Input image	Conventional algorithm	Proposed algorithm
Lighthouse	924×668	0.83	0.91	0.93
Building	924×616	0.68	0.77	0.80
Field	924×668	0.74	0.79	0.82
Bedroom	924×583	0.82	0.89	0.93
Cockpit	924×583	0.62	0.69	0.73
Desert	924×583	0.77	0.84	0.86
Temple	924×632	0.71	0.75	0.79
Warehouse	924×581	0.58	0.69	0.74

0.05의 최대 차이를 나타냄을 확인하였다 (표 2). 이 영상은 다른 비교 영상에 비해 높은 주파수 성분이 많이 포함되어 있으며 이와 같은 영상에서 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 우수한 성능을 나타내었다.

2. 주관적 화질 평가

쇼크 필터의 성능 비교를 위해 합성곱 신경망만을 이용하여 블러를 제거한 것과 쇼크 필터를 추가로 적용하였을 때의 결과를 그림 7을 통해 보여준다. 그림 7(a)는 Lighthouse에 합성곱 신경망을 이용하여 선명한 외곽선을 복원한 영상을 통해 블러를 제거한 결과이며 그림 7(b)는 Lighthouse에 쇼크 필터와 합성곱 신경망을 모두 이용한 결과이다. 결과를 살펴 보면 쇼크 필터를 적용한 결과 영상이 쇼크 필터를 적용하지 않은 것보다 외곽선을 선명하게 잘 복원한 것을 확인할 수 있다.

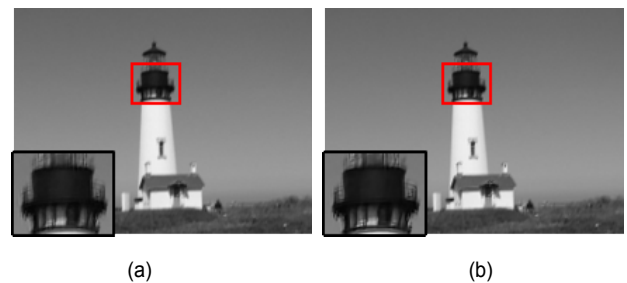


그림 7. 영상 부분 확대 비교: Lighthouse. (a) 쇼크 필터를 적용하지 않은 결과, (b) 쇼크 필터를 적용한 결과

Fig 7. Comparison of locally extension image: Lighthouse. (a) Result image without shock filter (b) Result image using shock filter

기존의 알고리즘과 제안된 알고리즘을 주관적으로 평가하기 위해 그림 8-11은 Lighthouse, Building, Field 및 Bedroom 4종류의 영상에 대하여 디블러링 영상의 주관적인 화질을 평가하기 위하여 영상 내부의 특정 부분을 관심 영역 (Region of Interest: ROI)으로 지정하여 분석하였다. 그림 12-15는 Cockpit, Desert, Temple 및 Warehouse 4개의 영상의 전체적인 주관적 화질을 비교한 결과이다. 그림 8-15(a)는 원본 영상을, 그림 8-15(b)는 블러된 영상, 그림 8-15(c)는 기존 알고리즘에 의해 출력된 결과를, 그림 8-15(d)는 제안하는 알고리즘의 결과를 나타낸다. 기존 알

고리들은 외곽선을 선명하게 복원하지 못하였지만 제안하는 알고리즘은 외곽선을 선명하게 잘 복원하여 우수한 블러 제거 성능을 나타낸 것을 확인할 수 있다. 따라서 제안하

는 알고리즘은 기존 알고리즘보다 주관적 화질 측면에서 성능이 우수한 것을 확인할 수 있었다.



그림 8. 영상 부분 확대 비교: Lighthouse. (a) 원본 영상, (b) 블러된 영상, (c) Cho et al. [10] 방식, (d) 제안하는 알고리즘

Fig 8. Comparison of locally extension image: Lighthouse. (a) Groundtruth image (b) blurred image (c) Cho et al. [10] (d) Proposed algorithm

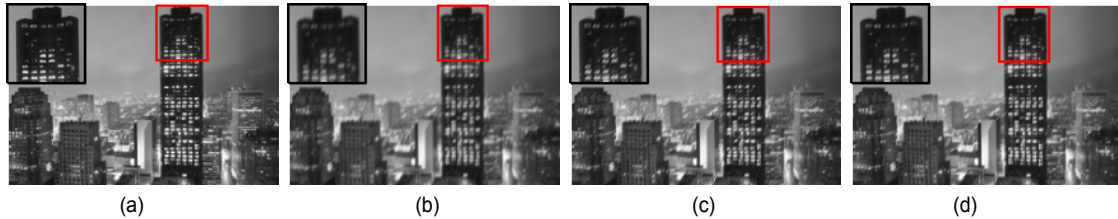


그림 9. 영상 부분 확대 비교: Building. (a) 원본 영상, (b) 블러된 영상, (c) Cho et al. [10] 방식, (d) 제안하는 알고리즘

Fig 9. Comparison of locally extension image: Building. (a) Groundtruth image (b) blurred image (c) Cho et al. [10] (d) Proposed algorithm



그림 10. 영상 부분 확대 비교: Field. (a) 원본 영상, (b) 블러된 영상, (c) Cho et al. [10] 방식, (d) 제안하는 알고리즘

Fig 10. Comparison of locally extension image: Field. (a) Groundtruth image (b) blurred image (c) Cho et al. [10] (d) Proposed algorithm

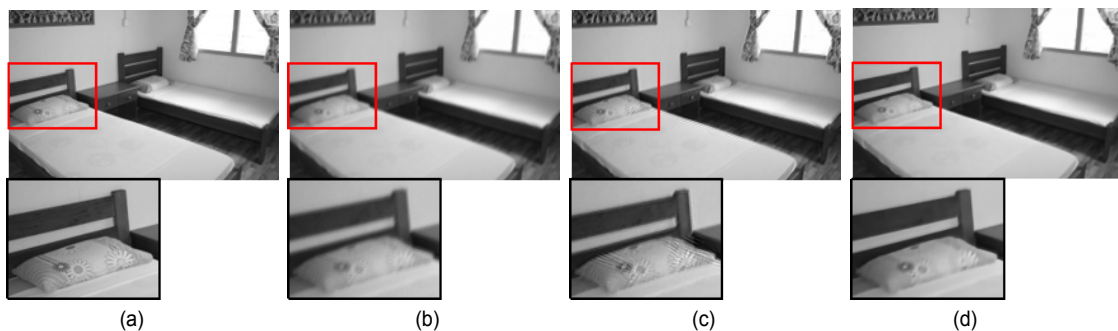


그림 11. 영상 부분 확대 비교: Bedroom. (a) 원본 영상, (b) 블러된 영상, (c) Cho et al. [10] 방식, (d) 제안하는 알고리즘

Fig 11. Comparison of locally extension image: Bedroom. (a) Groundtruth image (b) blurred image (c) Cho et al. [10] (d) Proposed algorithm

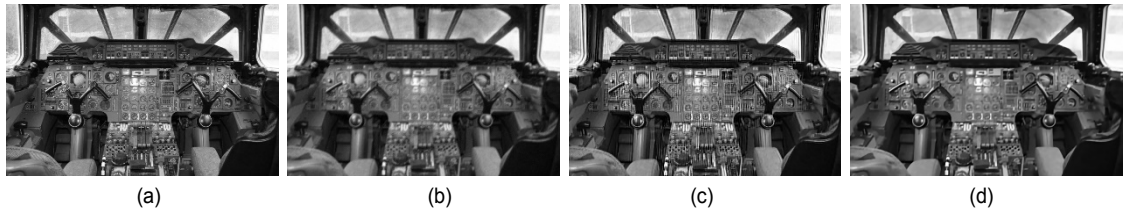


그림 12. 주관적 화질 비교: Cockpit. (a) 원본 영상, (b) 블러된 영상, (c) Cho et al. [10] 방식, (d) 제안하는 알고리즘
 Fig 12. Subjective comparison: Cockpit. (a) Groundtruth image (b) blurred image (c) Cho et al. [10] (d) Proposed algorithm

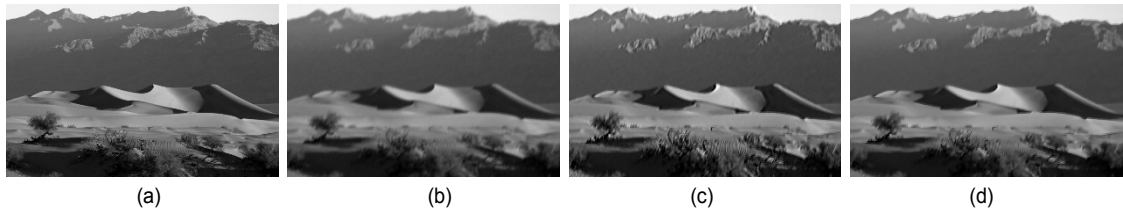


그림 13. 주관적 화질 비교: Desert. (a) 원본 영상, (b) 블러된 영상, (c) Cho et al. [10] 방식, (d) 제안하는 알고리즘
 Fig 13. Subjective comparison: Desert. (a) Groundtruth image (b) blurred image (c) Cho et al. [10] (d) Proposed algorithm

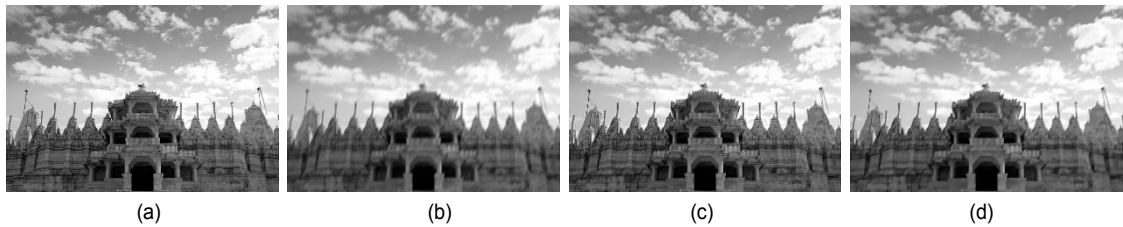


그림 14. 주관적 화질 비교: Temple. (a) 원본 영상, (b) 블러된 영상, (c) Cho et al. [10] 방식, (d) 제안하는 알고리즘
 Fig 14. Subjective comparison: Temple. (a) Groundtruth image (b) blurred image (c) Cho et al. [10] (d) Proposed algorithm



그림 15. 주관적 화질 비교: Warehouse. (a) 원본 영상, (b) 블러된 영상, (c) Cho et al. [10] 방식, (d) 제안하는 알고리즘
 Fig 15. Subjective comparison: Warehouse. (a) Groundtruth image (b) blurred image (c) Cho et al. [10] (d) Proposed algorithm

V. 결론

본 논문에서는 쇼크 필터와 합성곱 신경망을 이용하여 균일 모션 블러 현상을 제거하는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 PSNR과 SSIM 수치를 비교한 객관적 평가와 주관적 평가를 통해 기존의 알고리즘보다 우수한 블러 제거 성능을 나타내었다. 객관적 평가에 따르면 외곽

선과 같은 높은 주파수 성분이 많은 영상에서 제안된 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 수치가 높게 측정되어 우수한 블러 제거 성능을 나타내었다. 주관적 평가에서는 제안된 알고리즘은 8종류의 실험 영상에서 기존의 알고리즘보다 우수한 외곽선 추출 성능을 이용함으로써 우수한 블러 제거 성능을 나타냄을 확인하였다. 하지만 제안된 알고리즘은 원본 영상과 비교하였을 때 영상 내 외곽선 성분을 완벽

하게 추출하지 못하였다. 향후 연구에서는 제안된 알고리즘에 영상의 외곽선 성분을 추출할 수 있는 전처리 과정을 추가하고 영상의 특징을 잘 추출하는 신경망 구조로 학습하여 성능을 개선할 계획이다.

참 고 문 헌 (References)

- [1] R. L. Lagendijk and J. Biemond, *Basic Methods For Image Restoration And Identification*, Academic Press, London, United Kingdom, pp.125-139, 2000.
- [2] R. Fergus, B. Singh, A. Hertzmann, S. T. Roweis, and W. T. Freeman, "Removing Camera Shake from a Single Photograph," *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, Vol.25, No.3, pp.787-794, July 2006.
- [3] S. A. Bigdeli and M. Zwicker, "Image Restoration using Autoencoding Priors," *arXiv preprint arXiv:1703.09964 [cs.CV]*, March 2017.
- [4] O. Whyte, J. Sivic, A. Zisserman, and J. Ponce, "Nonuniform deblurring for shaken images," *Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, San Francisco, CA, United States of America, pp.491-498, 2010.
- [5] S. Cho and S. Lee, "Fast Motion Deblurring," *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, Vol.28, No.5, pp.145-152, December 2009.
- [6] S. Cho, H. Cho, Y.-W. Tai, and S. Lee, "Registration based non-uniform motion deblurring," *Computer Graphics Forum*, Vol.31, No.7, pp.2183-2192, September 2012.
- [7] Q. Shan, J. Jia, and A. Agarwala, "High-quality motion deblurring from a single image," *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, Vol.27, No.3, pp.73:1 - 73:10, August 2008.
- [8] L. Xu and J. Jia, "Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring," *Proceeding of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, Crete, Greece, pp.157-170, 2010.
- [9] D. Krishnan, T. Tay, and R. Fergus, "Blind deconvolution using a normalized sparsity measure," *Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Colorado Springs, United States of America, pp.233-240, 2011.
- [10] T. Cho, S. Paris, B. K. P. Horn, and W. T. Freeman, "Blur Kernel Estimation using the Radon Transform," *Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Colorado Springs, United States of America, pp.241-248, 2011.
- [11] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," *Proceeding of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Bombay, India, pp.839-846, 1998.
- [12] S. Osher and L. I. Rudin, "Feature-oriented image enhancement using shock filters," *Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM) Journal on Numerical Analysis*, Vol.27, No.4, pp.910-940, August 1990.
- [13] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," *Proceeding of the International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS)*, Nevada, United States of America, Vol.1, pp.1097-1105, 2012.
- [14] M. Everingham, S. A. Eslami, L. Van Gool, C. K. Williams, J. Winn, and A. Zisserman, "The pascal visual object classes challenge: A retrospective," *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, Vol.111, No.1, pp.98-136, January 2015.
- [15] A. Chakrabarti, "A Neural Approach to Blind Motion Deblurring," *Proceeding of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, Amsterdam, Netherlands, pp.221-235, 2016.
- [16] D. Zoran and Y. Weiss, "From learning models of natural image patches to whole image restoration," *Proceeding of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Barcelona, Spain, pp.479-486, 2011.
- [17] L. Sun, S. Cho, J. Wang, and J. Hays, "Edge-based blur kernel estimation using patch priors," *Proceeding of the IEEE Conference on Computational Photography (ICCP)*, Cambridge, United States of America, pp.1-8, 2013.
- [18] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.13, No.4, pp.600-612, April 2004.

저 자 소 개



정 민 소

- 2017년 2월 : 한양대학교 융합전자공학부 졸업 학사
- 2017년 3월 ~ 현재 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 석사과정
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-6934-3288>
- 주관심분야 : 영상처리, 디블러링

저 자 소 개



정 제 창

- 1980년 2월 : 서울대학교 전자공학과 학사
- 1982년 2월 : KAIST 전기전자공학과 석사
- 1990년 : 미국 미시간대학 전기공학과 공학박사
- 1980년 ~ 1986년 : KBS 기술연구소 연구원 (디지털 및 뉴미디어 연구)
- 1990년 ~ 1991년 : 미국 미시간대학 전기공학과 연구교수 (영상 및 신호처리 연구)
- 1995년 ~ 현재 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 교수 (영상통신 및 신호처리 연구실)
- 1990년 12월 : 정보통신부장관상 수상
- 1998년 11월 : 과학기술자상 수상
- 2007년 : IEEE Chester Sall Award 수상
- 2008년 : ETRI Journal Paper Award 수상
- 2011년 5월 : 제 46회 발명의 날 독조근정훈장 수훈
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0002-3759-3116>
- 주관심분야 : 영상처리, 영상압축, 3DTV