

합성곱 신경망 기반의 균일 모션 블러 제거 기법

정민소[○], 최현호, 김문흠, 정제창

한양대학교 전자컴퓨터통신공학과

alsth0830@daum.net, hyunho0619@gmail.com, heum10004@naver.com, jjeong@hanyang.ac.kr

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 쇼크 필터 (Shock filter)와 합성곱 신경망 (CNN: Convolutional Neural Network)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.

1. 서론

영상 블러 (Blur) 현상은 디지털 카메라를 이용하여 사진을 촬영할 때 발생하며 영상 열화 (Degradation)의 주요한 원인 중 하나이다. 영상 블러의 주된 원인은 아웃포커싱 (Out-focusing), 물체의 움직임 및 카메라의 흔들림이 있다. 이 중에서 카메라의 흔들림은 모션 블러 (Motion blur)에 포함된다. 모션 블러는 저조도 환경에서 사진을 촬영할 때 발생한다 [1]. 저조도 환경에서는 빛의 양이 충분하지 않기 때문에 카메라의 노출 시간이 길어지고, 카메라의 센서가 흔들려 모션 블러가 발생하게 된다. 정지 영상 및 동영상 촬영할 때 블러 현상이 발생한다면 재촬영을 통해 영상을 얻으면 된다. 하지만 생방송과 같이 특정 순간은 재촬영 하는 것이 불가능하기에 디블러링 (Deblurring) 기술을 이용하여 해결해야 한다.

영상 블러 현상을 제거하기 위한 디블러링 기법은 크게 논블라인드 디콘볼루션 (Non-blind deconvolution) [2]과 블라인드 디콘볼루션 (Blind deconvolution) [1]으로 분류할 수 있다. 논블라인드 디콘볼루션은 블러 커널 (Blur kernel)에 대한 정보가 있는 경우에 사용하고 블라인드 디콘볼루션은 블러 커널에 대한 정보가 없는 경우에 사용한다. 블라인드 디콘볼루션은 블러된 영상만을 이용하여 블러 커널과 선명한 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 디콘볼루션에 해당된다. 블라인드 디콘볼루션은

두 종류가 있다. 카메라의 흔들림으로 인한 모션 디블러링은 블러의 종류에 따라 비균일 (Non-uniform) 모션 디블러링 기법 [3]과 균일 (Uniform) 모션 디블러링 기법 [4]으로 나누어 진다. 비균일 모션 블러는 각각의 픽셀 (Pixel)이 다른 형태로 블러된 것을 의미하고, 균일 모션 블러는 영상의 모든 픽셀이 동일하게 블러된 것이다. 균일 모션 블러로 인한 영상의 열화는 일반적으로 블러 커널과 선명한 영상의 컨볼루션 (Convolution) 결과에 잡음이 더해진 형태로 나타난다 [1]. 따라서 균일 모션 블러에서 기존의 디블러링 알고리즘 [5]은 외곽선을 선명하게 복원하지 못한다는 단점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 균일 모션 블러 영상에 쇼크 필터 (Shock filter)와 합성곱 신경망 (CNN: Convolutional Neural Network)을 사용하여 기존의 알고리즘보다 블러 현상을 효과적으로 제거하여 원 영상과 같이 복원시킬 수 있는 방법을 제안하고자 한다.

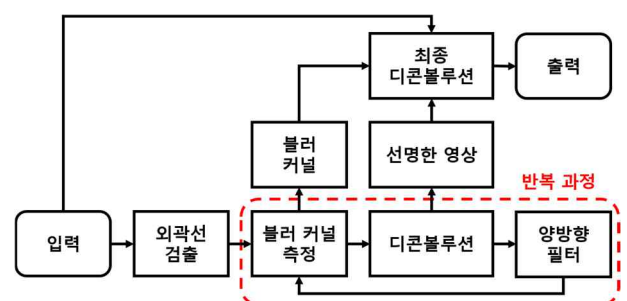


그림 1. 기존 알고리즘 순서도

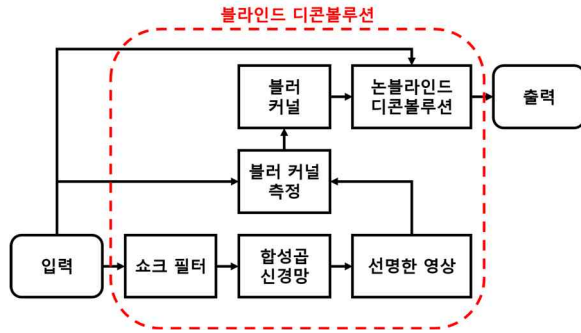


그림 2. 제안하는 알고리즘 순서도

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 기존 알고리즘과 본 논문에서 제안하는 쇼크 필터와 합성곱 신경망을 이용한 균일 모션 디블러링 알고리즘을 소개한다. 3 장에서는 기존의 알고리즘과 제안한 알고리즘의 결과를 비교한다. 마지막으로 4 장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

2. 제안하는 알고리즘

2.1 기존 알고리즘

그림 1 은 Cho 등 [5]에 의해 제안된 알고리즘을 나타낸다. 먼저 입력 영상으로부터 외곽선 영역을 검출한 후에 이를 이용하여 블러 커널을 추정하고 선명한 영상을 예측한다. 또한 블러 커널을 재추정하기 전에는 양방향 필터 (Bilateral filter) [6]를 수행하여 링잉 아티팩트 (Ringing artifact) 및 잡음 (Noise)를 제거하여 블러 커널 추정을 크게 향상시킨다. 최종적으로 추정한 블러 커널과 입력 영상을 이용하여 균일 모션 블러 현상이 제거된 영상을 얻는다.

2.2 제안하는 알고리즘

그림 2 는 본 논문에서 제안하는 알고리즘을 나타낸다. 쇼크 필터를 이용하여 블러된 영상으로부터 강한 윤곽선 (Strong edge)를 얻는다. 쇼크 필터는 블러된 계단형 신호 (Step signal)를 뚜렷한 외곽선으로 복원할 수 있는 효과적인 필터이며 다음 식과 같이 표현된다 [7].

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

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

다음으로 선명한 외곽선이 복구된 영상을 얻기 위해 쇼크 필터를 이용하여 외곽선 영역이 선명하게 복구된 영상을 합성곱 신경망에 입력한다. 선명하게 복구된 영상을 얻기 위한 합성곱 신경망의 구조는 그림 3 과 같이 나타내며 입력층, 출력층 및 8 개의 은닉층으로 구성되어 있다. 은닉층의 활성화

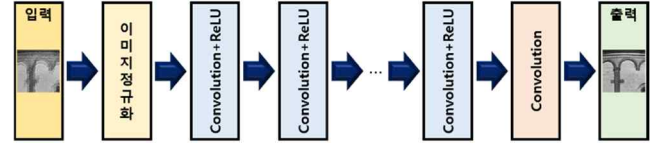


그림 3. 제안된 알고리즘의 신경망 구성

함수는 ReLU (Rectified Linear Unit) [8]를 사용하였다. 각 층의 커널 (Kernel)의 크기는 처음 두 층은 128, 나머지 여섯 층은 64 및 출력층은 1 을 사용하였다. Loss 함수는 평균제곱오차 함수를 이용하였다 (식 (2)). optimizer 는 adam-optimizer (Adaptive moment estimation optimizer)를 사용하였으며 사용된 학습률 (Learning rate)은 0.00001 이다.

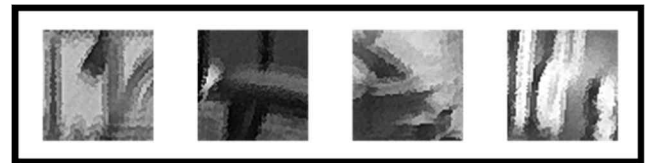
$$Loss = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|f(x_i) - y'_i\|^2 \quad (2)$$

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-norm 을 의미한다.

신경망의 학습에는 Sun 등 [9]의 데이터 세트를 이용하였다. 50 개의 영상에 8 종류의 블러 커널을 합성하여 블러된 영상을 얻어 입력 데이터로 사용하였으며 원 영상을 정답 데이터로 사용하였다. 영상을 원래 크기로 학습 시키면 신경망의 가중치 개수가 증가하여 모델의 복잡도가 증가한다. 따라서 입력 데이터에서 임의로 40,000 개의 64×64 픽셀 크기의 패치 (Patch)를 추출하여 신경망의 입력으로 사용하였으며 정답 데이터에서는 상응하는 패치를 추출해서 신경망의 정답으로 사용하였다.

블러 커널 추정 단계에서는 합성곱 신경망 연산을 통해 얻은 선명한 영상과 입력 영상을 통해 블러 커널을 추정한다. 블러 커널을 추정하기 위해 식 (3)을 이용한다 [10].

$$\arg \min_k \sum_i \|(k * (f_i * L)) - (f_i * B)\|^2 \quad (3)$$



(a)



(b)

그림 4. 학습에 사용된 데이터 세트.

(a) 입력 데이터, (b) 정답 데이터

표 1. 기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 PSNR (dB) 비교

입력 영상 (너비×높이)		기존 알고리즘	제안하는 알고리즘
Building (924×616)	22.68	24.08	26.05
Warehouse (924×581)	22.28	23.67	25.13
Field (924×668)	30.89	31.33	32.15
Bedroom (924×583)	28.28	29.13	32.34

여기서 k 는 블러 커널, f_i 는 미분 필터 (Derivative filters), L 은 선명한 영상 및 B 는 블러된 영상을 나타낸다. $\|\cdot\|$ 은 L2-norm 을 의미한다. 블러 커널 k 는 51×51 고정된 크기를 사용하였다. 블러 커널은 모든 픽셀 값에 대하여 양수 값을 나타내며 각 픽셀에서의 값을 모두 더하면 1 이 된다 [8].

마지막으로 블러 커널 측정 단계에서 측정한 블러 커널을 이용하여 블러된 영상으로부터 블러가 제거된 영상으로 복원한다. 이 과정은 논블라인드 디콘볼루션에 해당되며 블러된 영상으로부터 마지막으로 선명한 영상을 추정하기 위하여 본 실험에서는 EPLL (Expected Patch Log Likelihood) [11] 기법을 사용하였다 (그림 2).

3. 실험 결과 및 분석

본 연구에서는 3.30 GHz 의 CPU (Intel® Core™ i5-2500), 11 GHz 의 GPU (GTX-1080 Ti)가 장착된 Window 10 64 bit 의 PC 환경에서 실험을 진행하였다. 딥러닝 프레임워크는 텐서플로우 (Tensorflow) 및 Matlab R2017a 를 이용하였다. 합성곱 신경망의 학습은 학습 데이터를 이용하여 30,000 회 진행되었다.

기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 성능을 비교하기 위해 4 종류의 영상 (Building, Warehouse, Field, Bedroom) 에 대하여 객관적인 평가와 주관적인 평가를 모두 수행하였다. 4 종류의 영상에 대한 블러된 영상은 학습에 사용된 데이터 세트와 같이

표 2. 기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 SSIM 비교

입력 영상 (너비×높이)		기존 알고리즘	제안하는 알고리즘
Building (924×616)	0.68	0.77	0.82
Warehouse (924×581)	0.58	0.69	0.74
Field (924×668)	0.74	0.86	0.87
Bedroom (924×583)	0.82	0.89	0.93

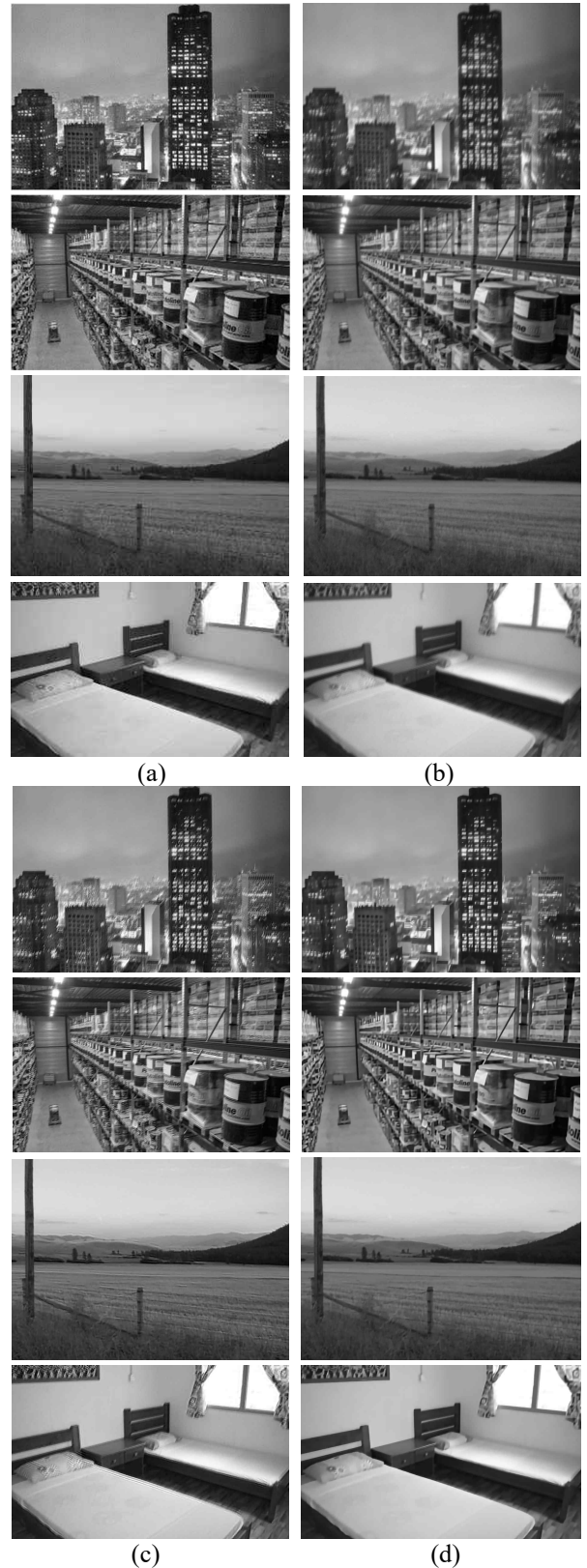


그림 5. 기존 알고리즘과 제안된 알고리즘의 결과 비교 영상.

- (a) Building, Warehouse, Field, Bedroom 의 원본 영상,
 (b) 블러된 영상,
 (c) 기존 알고리즘의 결과 영상,
 (d) 제안하는 알고리즘의 결과 영상

원본 영상에 블러 커널을 합성하여 만들었다. 원 영상을 Ground Truth 로 사용하였다.

기존 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 객관적인 성능을 비교하기 위해 평가 지표인 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)과 SSIM (Structural SIMilarity) [12] 을 사용하였다. 표 1 과 표 2 는 각각의 영상에 대하여 정량적인 결과를 나타낸다. 4 종류 영상에서 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 우수한 성능을 나타내었다. 특히, 제안된 알고리즘은 Bedroom 영상과 Warehouse 영상에서 각각 PSNR=3.21 dB, SSIM=0.05 의 최대 차이를 나타냄을 확인하였다 (표 1, 2).

기존의 알고리즘과 제안된 알고리즘을 주관적으로 평가하기 위해 그림 5 는 4 종류 영상에 대하여 실험한 결과를 나타낸다. 기존 알고리즘은 외곽선을 선명하게 복원하지 못하였지만 제안하는 알고리즘은 이러한 문제점을 극복하여 우수한 블러 제거 성능을 나타냈다 (그림 5 (c), (d)). 따라서 제안된 알고리즘은 기존 알고리즘보다 우수한 블러 제거 성능을 확인하였다.

4. 결론

본 논문에서는 쇼크 필터와 합성곱 신경망을 이용하여 균일 모션 블러 현상을 제거하는 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 알고리즘은 주관적 평가와 객관적 평가를 통해 기존의 알고리즘보다 우수한 블러 제거 성능을 나타내었다. 제안된 알고리즘은 4 종류의 실험 영상에서 기존의 알고리즘보다 우수한 외곽선 추출 성능을 이용함으로써 객관적 및 주관적인 평가에서 우수한 블러 제거 성능을 나타냄을 확인하였다. 하지만 제안된 알고리즘은 영상 내 외곽선 성분을 완벽하게 추출하지 못하였다. 향후 연구에서는 제안된 알고리즘에 영상의 외곽선 성분을 추출할 수 있는 전처리 과정을 추가하여 성능을 개선할 계획이다.

감사의 글

이 논문은 2015 년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (NRF-2015R1A2A2A01006004).

참고문헌

- [1] R. Fergus, B. Singh, A. Hertzmann, S. T. Roweis, and W. T. Freeman, "Removing Camera Shake from a Single Photograph," In *Proceeding of the ACM Transactions on Graphics*, vol. 25, no. 3, pp. 787-794, Jul. 2006.
- [2] S. A. Bigdeli and M. Zwicker, "Image Restoration using Autoencoding Priors," *arXiv preprint arXiv:1703.09964*, Mar. 2017.
- [3] O. Whyte, J. Sivic, A. Zisserman, and J. Ponce,

"Nonuniform deblurring for shaken images," In *Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 491-498, Jun. 2010.

- [4] S. Cho and S. Lee, "Fast Motion Deblurring," In *Proceeding of the ACM Transactions on Graphics*, vol. 28, no. 5, pp. 145-152, Dec. 2009.
- [5] T. Cho, S. Paris, B. K. P. Horn, and W. T. Freeman, "Blur Kernel Estimation using the Radon Transform," In *Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 241-248, Jun. 2011.
- [6] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," In *Proceeding of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 839-846, Jan. 1998.
- [7] 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, Aug. 1990.
- [8] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," In *Proceeding of the International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS)*, vol. 1, pp. 1097-1105, Dec. 2012.
- [9] L. Sun, S. Cho, J. Wang, and J. Hays, "Edge-based blur kernel estimation using patch priors," In *Proceeding of the IEEE Conference on Computational Photography (ICCP)*, pp. 1-8, Apr. 2013.
- [10] A. Chakrabarti, "A Neural Approach to Blind Motion Deblurring," In *Proceeding of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp. 221-235, Sep. 2016.
- [11] D. Zoran and Y. Weiss, "From learning models of natural image patches to whole image restoration," In *Proceeding of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 479-486, Nov. 2011.
- [12] 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, Apr. 2004.