

위성영상에 대한 딥러닝 기반 비균일 움직임 블러 제거 기법

정수현, 허용석*

아주대학교 전자공학과

tngusdldlt@ajou.ac.kr, *ysheo@ajou.ac.kr

Non-Uniform Motion Blur Removal for Satellite Image Based on Deep Learning

Soo Hyun Jung and Yong Seok Heo*

Department of Electrical and Computer Engineering, Ajou University

요약

본 논문에서는 딥 러닝을 이용하여 비균일한 움직임에 의하여 블러된 위성영상으로부터 자연스럽고 선명한 위성영상을 복원하는 방법을 제안한다. 위성영상에서의 복원 문제를 다룰 때는 일반영상에 비하여 다양한 질감을 가진다는 것을 고려해야 한다. 본 논문에서는 기존 이미지 복원 분야에서 우수한 성능을 거둔 RCAN 모델에서 정규화 층을 추가하여 위성영상에서 효과적으로 비균일 블러를 제거한다. 다른 기존 논문과의 성능 비교를 통하여 제안된 기법이 우수한지 확인한다.

I. 서론

움직임 블러(Motion blur)란 영상 촬영시에 카메라의 노출 시간 동안 활영대상의 움직임 혹은 카메라의 움직임으로 인하여 발생하는 블러로, 움직임 방향으로 화소가 혼합되어 이미지의 경계가 흐려지는 현상을 말한다 [1]. 이로 인하여 발생하는 흐릿함은 관측된 영상의 질을 저하시키며, 객체 검출, 물체 분할, 이미지 매칭과 같은 다양한 영상처리 알고리즘의 성능을 저하시키는 원인이 되기 때문에 선명한 영상으로 디블러링하는 기술은 많은 분야에서 요구된다.

이에 대응하여 최근 딥러닝 기반 영상 디블러링 연구가 활발하게 이루어지고 있으며 높은 성능을 보여주고 있다[2~4]. 하지만 대부분의 디블러링 연구가 일반 영상이라는 일반적인 상황을 다루고 있는데 비하여 특수하지만 원격 감지, 에너지 개발, 네비게이션 및 물체 감지등 다양한 분야에서 중요하게 사용되고 있는 위성 영상에 대한 연구는 부족한 상황이다. 뿐만 아니라 위성 영상에 대한 블러 제거 기법을 다룬 기존의 소수 연구들은[5] 한 가지 블러 커널에 의하여 블러가 일어났다는 가정인 균일 블러 제거 연구만 다루고 있어 대부분의 실제 상황에서 일어나는 다양한 블러 커널에 대한 비균일 블러(Non-uniform blur)에 대해서는 처리하지 못한다는 한계가 있다.

본 연구에서는 비균일 움직임 블러 제거라는 높은 난이도와 위성영상이라는 특수한 상황에 대응하여 선명한 영상을 얻어내기 위해 변형된 RCAN(Residual and Channel Attention Network)[6]을 적용하는 방안을 제안한다.

II. 본론

본 연구의 목표는 비균일 움직임 블러가 포함된 위성 영상에서 블러를 제거하여 선명한 위성 영상을 얻는 것이다. 영상 모델은 다음과 같다.

$$B = I * K + N, \quad (1)$$

여기서, I 는 선명한 위성 영상이고, K 는 비균일 움직임 블러 커널, N 은 영상 촬영 과정에서 포함된 잡음, B 는 비균일 움직임 블러가 포함된 위성 영상이다. 본 논문에서는 참고문헌 [6]에서 제안한 RCAN 모델을 변형하여 손실 함수를 최소화 하며 최적화 된다. RCAN 모델은 단일 영상

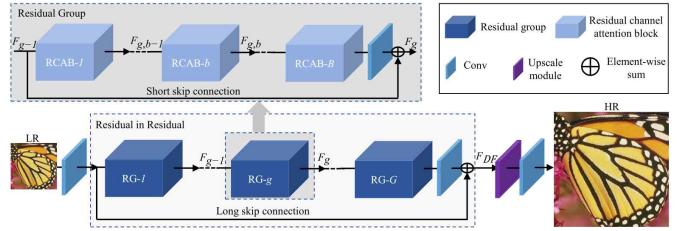


그림1. RCAN 모델 구조 [6].

의 초해상도 문제를 해결하기 위하여 개발된 네트워크로 네트워크 구조는 그림 1과 같다[6]. RCAN 모델은 네트워크의 층을 깊게 쌓아 올리기 위하여 long skip-connections과 연결된 다수의 잔여 그룹들로 이루어진 잔여 속의 잔여(Residual in residual : RIR) 구조를 제안하여 높은 성능을 기록하였다. 제안된 RIR 구조는 다중의 skip-connections을 통하여 영상의 대부분을 차지하는 저주파 성분들을 통과하게 하여 네트워크가 영상의 고주파 성분만 집중하여 학습할 수 있도록 하였다.

하지만 일반영상에 비해 위성영상은 영상의 영역마다 매우 다양한 질감을 가지고 있기 때문에 일반영상에 비하여 복원하기 어렵다는 단점이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 [6] 다르게 본 연구에서는 각 컨볼루션 층 뒤에 정규화 층인 객체 정규화(Instance normalization)층을 추가하여 이 문제를 해결하였다. 객체 정규화는 다음과 같이 표현된다.

$$y_{tijk} = \frac{x_{tijk} - \mu_{ti}}{\sqrt{\sigma_{ti}^2 + \epsilon}}, \quad (2)$$

$$\text{where } \mu_{ti} = \frac{1}{HW} \sum_{l=1}^W \sum_{m=1}^H x_{tilm}, \quad \sigma_{ti}^2 = \frac{1}{HW} \sum_{l=1}^W \sum_{m=1}^H (x_{tilm} - \mu_{ti})^2,$$

여기서, $x \in \mathbb{R}^{T \times C \times W \times H}$ 일 때 x_{tijk} 는 이것의 $tijk$ 번째 요소를 나타내며 k 와 j 는 공간적인 차원을 의미하며 i 는 피쳐맵의 채널을 의미, t 는 배치의 인덱스를 의미한다. 컨볼루션 층 뒤에 정규화 층을 추가하면 피쳐맵의 분포를 제한시킴으로써 다양한 분포의 입력 영상에도 강인하게 학습을 수행 할 수 있기 때문이다. 이를 통하여 위성 영상에서의 복원 문제는 일반 영상과 다르게[2,3,4,6] 정규화 층을 추가하면 효과적으로 문제를 해결 할 수 있는 것을 알 수 있다.



(a) 입력 영상

(b) Kupyn et al. [3]

(c) Zhange et al. [4]

(d) 제안하는 기법

(e) 참값

그림 2. 실험 결과 비교.

표1. 정확도 비교.

	Kupyn et al.[3]	Zhange et al.[4]	제안하는 기법
PSNR	24.4122dB	25.0616dB	26.0028dB

이 때, 손실 함수는 MAE loss로 다음과 같이 표현된다

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - f_\theta(x_i)|, \quad (3)$$

여기서, y 는 정답 이미지, $f_\theta(x)$ 는 파라미터에 의해서 네트워크가 예측한 이미지로 이미지 사이의 픽셀간의 차이를 줄이도록 학습된다.

본 논문에서는 640×640 해상도의 위성영상 320장으로 실험되었으며, 256×256 로 랜덤하게 영상을 자르고 나서 18,000개의 비균일 움직임 블러 커널과 합성하여 흐릿한 입력 영상을 생성하여 학습하였다. 실험결과에 대한 정량적인 평가를 위하여 640×640 해상도의 깨끗한 위성영상 10장에 대하여 작은 움직임 블러부터 큰 움직임 블러까지 80개의 비균일 움직임 블러 커널을 합성하여 총 800장의 테스트용 데이터셋을 준비하였다. 기존 최신 기술인 [3]과 [4]와 비교한 결과는 표1과 그림2에서 확인할 수 있다. 표1에서 보다시피, 기존의 최신 비균일 움직임 블러 제거 기법들인 [3, 4] 비해 위성영상에서 좋은 성능을 내며 효과적으로 블러를 제거할 수 있다는 것을 보여준다. 그림2를 보면 정성적으로도 본 방법이 시각적으로도 GT와 비슷한 선명한 영상을 복원해 낸다는 것을 알 수 있다. 뿐만 아니라 정규화 층을 추가하였을 때 훨씬 더 선명하고 깨끗한 영상을 복원해 낸다는 것을 확인할 수 있다.

III. 결론

본 논문에서는 위성영상에서 비균일 움직임 블러를 효과적으로 제거하는 방법을 제안하였다. RCAN 구조에서 정규화 층을 추가하여 기존의 최신 방법들 보다 위성영상에서 좋은 성능을 얻어내었다. 제시한 기법을 이용하여 향후 흐릿한 위성영상에서 보다 선명한 위성영상을 얻어내어 물체

분할, 이미지 매칭 등 다른 과제에도 적극적으로 활용되어 성능을 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2020-2018-0-01424).

참 고 문 헌

- [1] http://en.wikipedia.org/wiki/Motion_blur.
- [2] S. Nah, T. H. Kim, and K. M. Lee, "Deep Multi-Scale Convolutional Neural Network for Dynamic Scene Deblurring," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017, pp. 3883–3891.
- [3] O. Kupyn, V. Budzan, M. Mykhailych, D. Mishkin, and J. Matas, "DeblurGAN: Blind Motion Deblurring Using Conditional Adversarial Networks," The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June, 2018, pp. 8183–8192.
- [4] H. Zhang and Y. Dai, H. Li, and P. Koniusz, "Deep stacked hierarchical multi-patch network for image deblurring," The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2019, pp. 5978–5986
- [5] J. Anger, C. Franchis, and G. Facciolo, "Assessing the sharpness of satellite images: Study of the planetscope constellation", IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium(IGARSS), pp. 389–392
- [6] Y. Zhang, K. Li, K. Li, Li. Wang, Bi Zhong and Y. Fu, "Image super-resolution using very deep residual channel attention networks", The European Conference on Computer Vision (ECCV), pp. 286–301