

이미지 노이즈 제거를 위한 다중 오토인코더 기반 점진적 복원에 관한 연구

김형선, 허청환, 이한음, 황현택, 강상길*
인하대학교

hskim@inha.edu, princehur@naver.com, vmfksxp89@naver.com, hwanght@inha.edu, *
sgkang@inha.ac.kr

A Study on the Progressive Restoration Based on Multi-Autocoder for Image Noise Removal

Kim Hyeong Seon, Hur Cheong Hwan, Lee Han Eum, Hwang Hyeon Taek, Kang Sang Gil*
Inha Univ.

요 약

본 논문은 딥 러닝 접근 방식을 통해 저하된 이미지 복원 과정을 크게 세 단계로 나누어 점진적으로 복원하는 방법을 제안한다. 먼저 U-Net 구조를 활용하여 저하된 이미지의 전체적인 노이즈 제거 작업을 한 다음 이미지 내의 핵심 요소를 찾아 두 개의 VAE를 활용하여 부분적인 노이즈를 제거하고 선명도를 향상시킨다. 전체와 핵심부분에 대해 각각 노이즈 제거 작업을 완료한 이후 전체 이미지에 대해 로컬 정보를 유지한 고화질의 피쳐맵과 결합하여 해상도 복원 작업을 한다. 이 방법론을 통해 노이즈가 포함된 인물 이미지 복원 작업에서 좋은 성능을 달성했다.

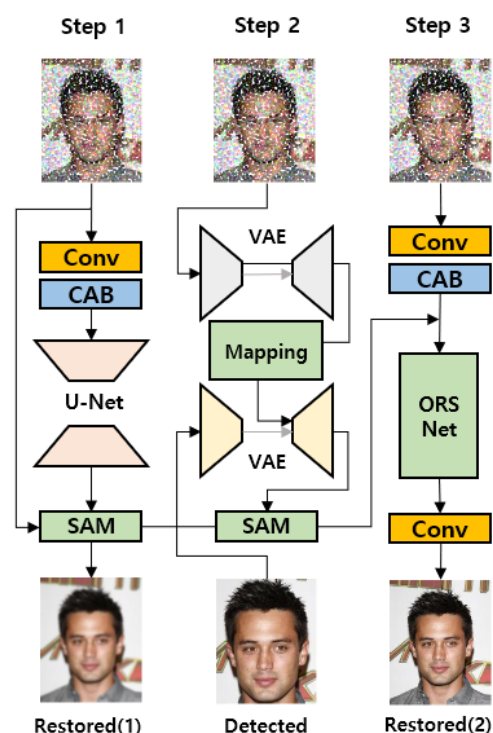
I. 서 론

이미지 복원 연구[1, 2, 3]는 다양한 데이터셋에서 다양하게 발전해왔다. 이미지 복원 연구 중에서도 노이즈 제거를 위한 데이터에는 빗자국이 포함된 이미지 데이터셋[4]과 인위적으로 Gaussian 노이즈를 입힌 데이터셋[5, 6] 등이 있지만 인물 사진에 반복적인 패턴의 노이즈가 강하게 포함된 데이터는 없었다. 윤곽이 파악되면서 SSIM(Structural Similarity Index) 수치가 0.5 이하로 측정되는 데이터셋을 구축하였고, 해당 데이터셋에서 기존의 연구들에 비해 훨씬 좋은 성능을 보이는 모델을 제안한다.

II. 본론

그림 1은 본 연구에서 제안하는 다중 오토 인코더 기반 점진적 이미지 복원 네트워크의 시스템 구조도이다. 시스템은 크게 U-Net 구조[7]를 활용하여 전체적인 노이즈 제거 작업을 진행하는 단계(Step 1)와 이미지 내의 핵심 요소인 얼굴 부분을 찾고 두 개의 VAE를 활용하여 얼굴의 세부 요소들을 복원하는 단계(Step 2), 전체 이미지를 대상으로 해상도 복원 작업을 진행하는 단계(Step 3)로 구성되어 있다.

그림 1. 시스템 구조도



Step 1은 U-Net[7]과 SAM[8, 9]으로 구성되어 있다. 먼저, Encoder-Decoder 기반의 네트워크를 기반으로 U-Net 구조[6]를 활용하여 Encoder에서 Context를

학습하고, Skip Connection 을 통해 Decoder 에서 Feature Map 과 Context 를 결합하여 정확한 Localization 을 한다. 그리고 SAM(Supervised Attention Module)[4, 5]을 통해 이후 단계로 중요 정보를 전달한다. 여기서 SAM 은 이미지 복원에서 중요한 부분들을 표현한 Attention Guided feature 를 생성하고 모델이 집중해야 하는 노이즈 부분을 강조하여 Step 3 에서 활용한다.

Step 2 는 먼저 이미지의 얼굴 부분을 Detection 하고 고해상도의 이미지와 함께 두 개의 VAE(Variational Auto Encoder)[3]를 훈련시켜 각각의 이미지를 변환하고, 두 VAE 로부터 나온 두 개의 이미지를 합성 쌍 데이터로써 학습한다. 여기서는 Pascal VOC dataset 을 랜덤하게 둘로 나누어 하나는 도메인 A, 나머지는 도메인 B 로 지정하여 각각의 VAE 학습에 활용한다. LSGAN[2]의 loss function Least-square-loss 를 이용하여 두 VAE 로부터 나온 이미지의 얼굴 부분을 합성함으로써 최적의 결과값으로 이미지를 복구한다.

Step 3 는 Step 1, 2 에서 노이즈를 제거한 이미지에 Super Resolution 작업을 하는 단계이다. 여기서 ORSnet[9]은 3 개의 ORB(Original Resolution Block)으로 구성되어 있고, 한 개의 ORB 는 8 개의 CAB(Channel Attention Block)으로 구성되어 어떤 채널이 이미지 내의 노이즈를 제거하는 데에 중요한지 파악하고 High resolution feature 들을 생성하여 이미지의 해상도를 복원한다.

기존의 Denoising 기술로 이미지 복원이 어려운 정도의 이미지 데이터를 만들기 위해 SSIM 수치가 0.5 이하로 측정되도록 하여 약 2,000 장의 이미지 데이터를 수집하였다. 이 중 1,550 장은 훈련용으로, 나머지 450 장은 테스트용으로 사용하였다.

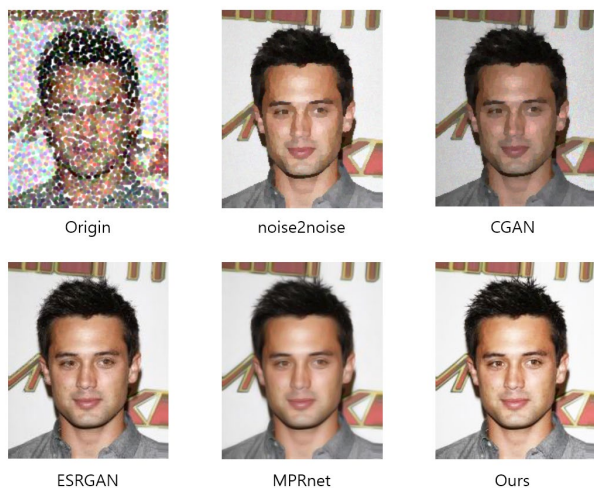


그림 2. 다른 Denoising 기술과 비교

결과적으로 이미지 유사도를 알아볼 수 있는 SSIM 수치를 측정하여 테스트 데이터 전체 평균 0.8804 의 수치를 달성하였고, 본 연구 이외의 다른 Denoising 기술 중 가장 높은 수치인 MPRnet 의 0.8189 보다 훨씬 더 향상된 성능을 보였다.

III. 결론

본 논문에서는 기존에 존재하는 다단계 이미지 복원 기술의 과정에 이미지 내에서 핵심적인 요소를 찾고, 그 부분에 더 집중하는 복원 과정을 포함시켜 전체적인

이미지의 복원도를 향상시키는 시도를 하였다. 그 시도를 통하여 기존의 이미지 복원 연구에서 다루지 않았던 강한 노이즈가 포함된 이미지 복원을 성공적으로 마쳤다.

다양한 종류의 강한 노이즈가 포함된 이미지 데이터 중 밝기의 심각한 저하로 인해 첫 번째 단계의 복원 작업으로 인물이나 물체의 윤곽선이 뚜렷하게 복원되기 힘든 경우에 다른 이미지에 비해 저조한 결과를 보였다. 향후 연구에서 우리는 노이즈 제거 작업과 핵심 요소 복원 작업 사이에 이미지의 밝기를 적절히 조절하여 물체의 윤곽선을 드러내기 위한 단계를 추가하여 형체를 알아보기 힘든 정도로 어두운 이미지에서도 좋은 복원 성능을 보이는 모델 개발을 위한 연구를 다루고자 한다.

ACKNOWLEDGMENT

“이 논문은 2019 년도 정부(교육부)의 재원으로

한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업이다. (NRF-2019R1A2C1008048)”

참 고 문 헌

- [1] Lehtinen, Jaakko, et al. "Noise2noise: Learning image restoration without clean data." arXiv preprint arXiv:1803.04189 (2018).
- [2] Mao, Xudong, et al. "Least squares generative adversarial networks." Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017.
- [3] D. P. Kingma and M. Welling, "Auto-encoding variational bayes," arXiv preprint arXiv:1312.6114, 2013.
- [4] Wang, Tianyu, et al. "Spatial attentive single-image deraining with a high quality real rain dataset." Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019.
- [5] Zhang, Kai, et al. "Beyond a gaussian denoiser: Residual learning of deep cnn for image denoising." IEEE transactions on image processing 26.7 (2017): 3142-3155.
- [6] Slepian, David. "The one-sided barrier problem for Gaussian noise." Bell System Technical Journal 41.2 (1962): 463-501.
- [7] Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer, and Thomas Brox. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2015.
- [8] Zhang, Yulun, et al. "Image super-resolution using very deep residual channel attention networks." Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 2018.
- [9] Waqas Zamir, Syed, et al. "Multi-Stage Progressive Image Restoration." arXiv e-prints (2021): arXiv-2102.