

사전 왜곡 정보 기반 다중 왜곡 이미지 복원 기법

신옥수, 안남혁, 손경아*
아주대학교

dnrtn1101@ajou.ac.kr, aa0dfg@ajou.ac.kr, kasohn@ajou.ac.kr

Restoring Multi Distorted Images using Prior Distortion Information

Wook Su Shin, Namhyuk Ahn, Kyong-Ah Sohn*
Ajou Univ.

요 약

최근 딥러닝을 이용한 왜곡 이미지 복원에 대한 다양한 연구가 진행되고 있다. 하지만 단일 왜곡을 포함하는 이미지의 복원은 실제 세계에 적용되기 적합하지 않다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 여러 연구들에서 순차적으로 다른 왜곡이 적용된 데이터 셋이나 공간적으로 다른 왜곡이 적용된 데이터 셋을 제안한 바 있다. 본 논문에서는 공간적으로 다른 왜곡이 적용된 이미지 복원에 집중하여 보다 효과적으로 복원할 수 있는 사전 왜곡 정보를 이용한 모델을 제안한다. 제안 모델은 실제 세계의 왜곡을 효과적으로 복원할 수 있으며 실험을 통해 제안한 방식을 사용한 네트워크가 사용하지 않은 네트워크보다 월등히 성능이 높음을 확인할 수 있었다.

I. 서 론

이미지 복원 문제는 전통적인 컴퓨터 비전 분야에서 많은 연구가 진행된 바 있다. 이미지 복원은 이미지의 왜곡을 제거하는 문제이며, 왜곡 종류에 따라 super-resolution, denoising, deblurring 등 여러 분야로 나뉜다. 딥러닝의 발달로 컴퓨터 비전 전 분야에서 높은 성능을 보여주었으며, 이미지 복원 또한 많은 문제에서 뛰어난 성과를 보여주었다.

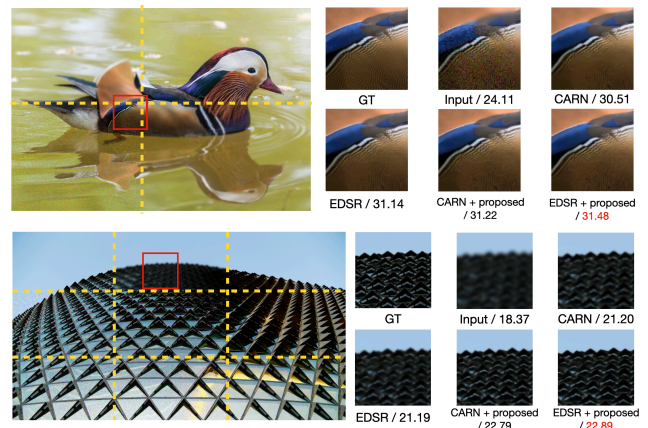
하지만, 대부분의 이미지 복원 연구는 단일 왜곡 기반의 데이터를 활용하기 때문에 실제 세계에 적용하기 적합하지 않다. 이러한 문제를 해결하기 위해 더 실제 왜곡과 유사한 데이터를 제작하기 위한 연구들이 진행되어 왔다. 예시로, 여러 개의 왜곡을 순차적으로 적용한 데이터 셋을 활용한 연구[4], 여러 개의 왜곡이 공간적으로 다르게 적용된 환경을 활용한 연구[1, 2]가 있다. 본 논문에서는 SHDD 데이터 [2]에 집중하여 연구를 진행한다.

본 논문에서는 다중 복원을 보다 효과적으로 할 수 있는 사전 왜곡 정보를 이용한 모델을 제안한다. 입력 이미지가 가진 왜곡 정보를 네트워크에 제공하여 위치별 왜곡 정보를 바탕으로 모델이 학습하고, 이를 통해 높은 성능 향상을 보인다.

II. 본 론

1 데이터

이전에 제안된 SHDD[2]의 생성과정을 바탕으로 약간 변형된 데이터 셋을 생성 한다. DIV2K 데이터 셋을 기본으로 하여 공간을 2, 4, 9 칸으로 무작위로 나누었다. 그림 1의 첫번째 열의 두 이미지와 같이 나뉘어진 각 공간마다 Noise, blur, jpeg artifacts, identity(왜곡 없음)중 한가지를 무작위로 선택한다. 왜곡의 강도에



<그림 1> 입력 이미지와 사용한 모델에 따른 실험결과

따라 easy, moderate, difficult 로 데이터를 생성하며, 각 왜곡에 대해 강도를 9 단계로 나누어 1~3 단계, 4~6 단계, 7~9 단계의 왜곡이 각각 easy, moderate, difficult 데이터에 사용되었다.

또한, 각 픽셀에 들어간 왜곡 정보를 통해 왜곡 분할 마스크를 만들어 네트워크에 적용하였다.

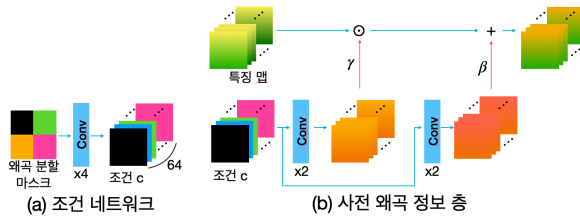
2 제안한 방법

이 절에서는 우리가 제안한 방식을 추가한 모델을 소개하고자 한다. 먼저, 본 논문은 기존의 높은 성능을 가진 이미지 복원 모델인 CARN[3]과 EDSR[4]을 기반으로 사용 하였다. 그리고 사전 왜곡 정보를 통해 분할 마스크를 생성하였고, 이를 사용하여 네트워크에 정보를 주입하였다.

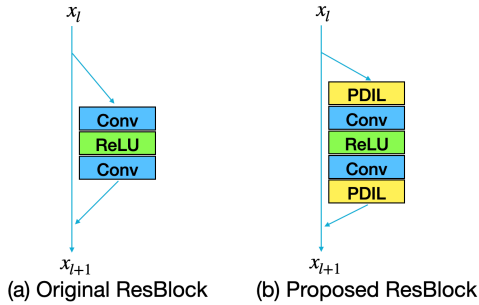
2.1 CARN & EDSR

CARN[3]과 EDSR[4]은 Super-Resolution 문제를

* 교신저자



〈그림 2〉 조건 네트워크와 사전 왜곡 정보 층 구조



〈그림 3〉 사전 왜곡 정보 층이 포함된 ResBlock

일반적인 이미지 왜곡 복원 문제에 사용할 수 있도록 변형하였다. 또한 EDSR의 경우 네트워크의 채널 차원을 64로 낮추어 CARN 모델과 비슷한 파라미터가 되도록 변형하였다.

2.2 조건 네트워크

주어진 다중 왜곡 이미지 x 에 대한 사전 왜곡 정보를 바탕으로 분할 마스크 m 을 생성한다. 그림 3의 (a)를 보면 생성된 분할 마스크 m 을 입력으로 하여 기본적인 conv layer 4개로 구성된 조건 네트워크를 통해 출력 조건 c 를 얻는다.

2.3 사전 왜곡 정보 층(Prior Distortion Information Layer)

그림 2의 (b)를 보면 사전 왜곡 정보 층(PDIL)은 조건 네트워크 g 를 통해 얻은 조건 c 를 입력으로 하여 (γ, β) 라는 조율 값을 학습한다. (γ, β) 를 얻은 후 기본 모델 안에서 특정 층의 출력 특징 맵 F 의 scaling, shifting feature로 사용한다.

$$PDIL(F|\gamma, \beta) = F \odot \gamma + \beta \quad (1)$$

\odot 는 elementwise 곱을 의미하며, 기본 모델, 조건 네트워크, PDIL 모두 입력 이미지의 size가 유지되고, feature의 차원 수가 유지되기 때문에 F 와 γ 는 차원이 같아 γ 를 통한 특징 맵에 대한 사전 왜곡 정보 제공과 β 를 통한 위치별 사전 왜곡 정보 제공 모두가 가능 하다.

그림 3에서 보이는 것처럼, PDIL은 기본 모델 내의 모든 Residual Block 내 conv layer 앞단에 위치시켜 사전 정보를 네트워크 끝까지 가져갈 수 있게 하였다.

3 실험 결과

생성한 데이터 셋을 이용하여 기본 모델로 선정한 CARN[2], EDSR[3] 그리고 제안한 방법을 추가한 모델 총 4개의 모델을 PSNR 값을 이용하여 비교하였다. 표 1에서 보면, CARN, EDSR 모두 왜곡의 강도와 상관없이 제안한 방식을 추가함으로써 최소 +0.3 dB에서 최대 +2.0 dB까지 비약적으로 상승한 것을 알 수 있다. 또한 그림 1을 통해 확인해 보면, 첫번째 행은 noise가 적용된 부분의 복원 이미지이고 두번째 행은 blur가 적용된 부분의 복원 이미지인데, PSNR 값 뿐만

Model	Levels		
	Easy	Moderate	Difficult
CARN	32.33	31.98	28.79
CARN + proposed	33.82	32.51	29.26
EDSR	32.06	32.34	29.04
EDSR + proposed	34.06	32.61	29.46

〈표 1〉 실험결과 PSNR 값

아니라 육안으로 보았을 때도 제안한 방식을 추가한 복원 이미지가 더 명확하고 섬세하게 복원된 것을 알 수 있다.

III. 결 론

이 논문에서 우리는 다중 왜곡 이미지 중에서도 공간적으로 다른 왜곡이 적용된 이미지 복원에 효과적인 사전 왜곡 정보를 이용한 방식을 제안했다. 사전 왜곡 정보를 통해 만든 분할 마스크를 생성하고, 분할 마스크의 정보를 조건 네트워크와 사전 왜곡 정보 층을 통해 네트워크로 주입하여 모델이 공간별 왜곡에 맞춰 학습할 수 있도록 하였다. 그 결과 비약적인 성능향상을 볼 수 있었다. 하지만 분할 마스크를 생성하기 위해선 위치마다 어떤 왜곡이 들어가 있는지에 대한 label이 존재해야 하는데, 실제 세계의 왜곡 이미지들은 어떤 왜곡이 적용되었는지 알 수 없다. 그렇기 때문에 추후에는 label을 통해 분할 마스크를 만드는 것이 아니라 input 이미지만을 통해 왜곡 정보를 가진 분할 마스크를 생성할 수 있게 하여, 더욱더 실제 세계에 가까운 이미지 복원 문제를 해결할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단(no. NRF-2019R1A2C1006608) 및 정보통신기획평가원의 대학 ICT 연구센터지원사업(IITP-2021-2018-0-01431)의 지원을 받아 수행되었음

참 고 문 헌

- [1] Namhyuk Ahn, Byungkong Kang, and Kyung-Ah Sohn. "Image distortion detection using convolutional neural network." 2017 4th IAPR Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR). IEEE, 2017.
- [2] Sijin Kim, Namhyuk Ahn, and Kyung-Ah Sohn. Restoring Spatially-Heterogeneous Distortions using Mixture of Experts Network. In ACCV, 2020
- [3] Namhyuk Ahn, Byungkong Kang, and Kyung-Ah Sohn. Fast, accurate, and lightweight super-resolution with cascading residual network. In Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), pages 252-268, 2018.
- [4] BEE Lim, SangHyun Son, Heewon Kim, Seungjun Nah, and Kyoung Mu Lee. Enhanced deep residual networks for single image super-resolution. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops, pages 136-144, 2017.
- [5] K. Yu, C. Dong, L. Lin, and L.C. Change. Crafting a toolchain for image restoration by deep reinforcement learning. In CVPR, 2018.