

딥러닝 기반 영상 다운샘플링 기술 분석

정재련, *정승원
 동국대학교 멀티미디어공학과
 wjdwofus1004@gmail.com, *swjung@dongguk.edu

A Survey on Deep Learning-based Image Downsampling

Jae Ryun Chung *Seung-Won Jung
 Dongguk University

요 약

본 논문에서는 초해상도, 압축 열화 제거 등 영상 화질 복원 연구에서 영상의 다운샘플링에 딥러닝을 적용한 연구들에 대해 소개한다. 첫 번째 연구는 두 개의 컨볼루션 신경망과 영상 압축 코덱을 이용하여 압축 영상의 화질을 향상시켰다. 두 번째 연구는 초해상도 문제를 해결함에 있어 다운샘플링 역시 딥러닝을 통해 학습하여 복원 영상의 화질을 향상시켰다. 두 연구를 통해 영상 화질 개선 문제 해결에 있어 적절한 딥러닝 학습 방법을 영상 다운샘플링에 적용하여 좋은 결과를 얻을 수 있다는 것을 확인할 수 있다.

1. 서론

다양한 컴퓨터 비전 분야에서 딥러닝을 이용한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 본 논문에서는 그 중에서도 초해상도와 압축 열화 제거 등 화질 복원 분야에서 딥러닝을 영상 다운샘플링에 적용한 연구에 대해 소개한다.

동영상 실시간 스트리밍 서비스에서 영상의 화질은 네트워크 속도의 영향을 많이 받는다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해 영상의 해상도를 줄이고, 압축 코덱을 사용하여 데이터의 양을 줄일 수 있다. 하지만 이러한 과정으로 전송된 영상은 화질이 매우 낮으며 따라서 딥러닝을 이용하여 화질을 복원하기 위한 초해상도, 압축 열화 제거 등의 연구가 활발히 진행되고 있다.

대부분의 화질 복원 연구는 주로 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Network)을 이용하여 영상의 화질을 복원하는데 집중되어 있다. 하지만 이러한 문제 해결 방식은 더 적은 양의 정보로부터 손실된 정보를 찾아내야 하는 어려움이 있다. 본 논문에서는 이러한 한계를 극복하기 위해 영상의 다운샘플링에 딥러닝을 적용하여 복원 성능을 향상시킨 기술에 대해 소개한다.

2. 본론

2.1. End-to-End Compression Framework

첫 번째로 소개할 기술[1]은 두 개의 컨볼루션 신경망과 영상 압축 코덱을 하나의 압축 프레임워크로 제안한 기술이다. 그림 1은 제안된 프레임워크의 구조를 보여준다. 원본 영상이 3개 층으로 이루어진 컨볼루션 신경망 네트워크인 ComCNN을 통과하여 작은 해상도의 영상이 만들어진다. 그리고

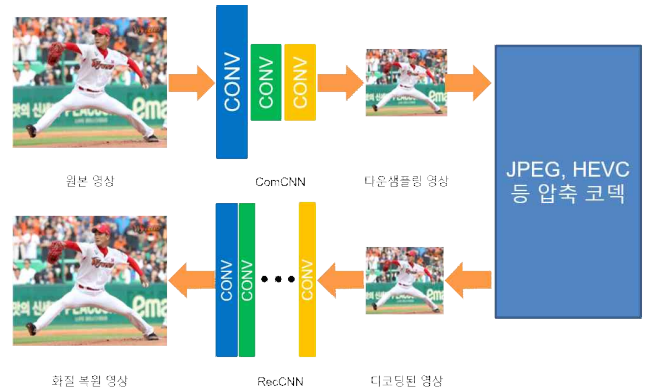


그림 1 기존연구[1]에서 제안한 영상 압축 프레임워크

이 영상을 JPEG, HEVC와 같은 압축 코덱을 이용하여 압축을 진행하고 두 번째 컨볼루션 신경망인 RecCNN에 통과시킨다. RecCNN은 20개 층으로 구성되어 있으며 화질을 복원한 원본 크기의 영상을 출력하도록 학습한다. RecCNN은 잔차 학습(Residual learning)을 적용하여 더 빠르고 정확한 학습을 유도했다. 본 기술의 주목할만한 점은 학습 단계에서 두 개의 신경망을 각각 학습시키지 않고 동시에 반복적으로 학습시켰다는 점이다. 이를 통해 JPEG, HEVC 등의 압축 코덱을 이용하여 압축한 영상에 대해 좋은 화질 복원 결과를 보여주었다(그림 2).

2.2. Learning CNN for Image Compact Resolution

두 번째로 소개할 기술[2]은 초해상도 문제 해결을 위한 기술이다. 딥러닝을 이용한 영상 화질 복원 연구 중 많은

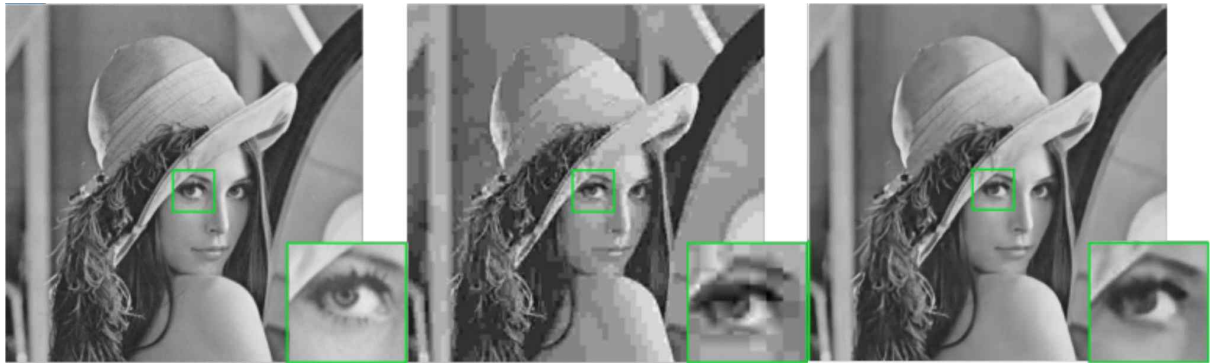


그림 2 기존연구[1]에서 제안한 방법으로 압축한 영상(오른쪽)과 원본 영상(왼쪽), JPEG 압축 영상(중앙)

연구들이 영상의 해상도를 높이는 초해상도 문제에 맞춰 진행되고 있다. 초해상도 문제는 낮은 해상도의 영상으로 더 높은 해상도의 영상을 만드는 문제이기 때문에 적은 양의 데이터로부터 많은 양의 데이터를 도출해야 한다.

본 기술은 이러한 문제를 해결하기 위해 해상도를 줄이는 과정 또한 딥러닝을 이용해 학습하는 방식을 채택했다. 두 개의 컨볼루션 신경망을 이용하여 영상의 해상도를 줄이고 복원한다는 점은 비슷하지만, 본 기술은 두 개의 손실 함수를 정의한 새로운 학습 방식을 도입하여 차이점을 보여주었다(그림 3). 본 기술의 학습 방법은 세 단계로 나누어진다. 우선 전통적인 초해상도 문제 해결을 위한 CNN-SR(Convolutional Neural Network-Super-resolution) 네트워크를 학습한다. 이후 해상도를 줄이는 네트워크인 CNN-CR(Convolutional Neural Network-Compact-resolution)을 설계한다. 그리고 입력 영상이 CNN-CR과 CNN-SR을 통과하여 나온 출력물과 원본 영상을 비교하는 Reconstruction loss를 통해 CNN-CR만을 학습한다. 그리고 마지막으로 CNN-CR을 통과한 결과물과 원본 영상을 Bicubic interpolation으로 다운샘플링한 영상을 비교하는 Regularization loss와 앞서 정의된 Reconstruction loss를 결합하여 CNN-CR과 CNN-SR 두 네트워크를 학습한다.

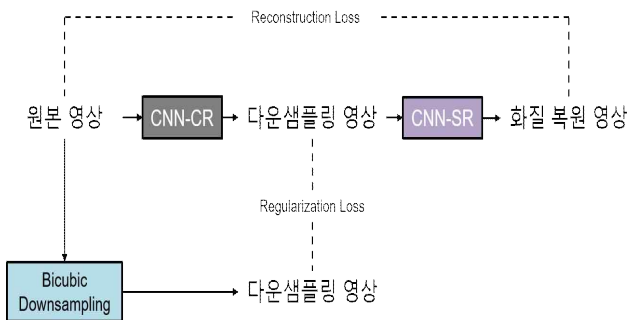


그림 3 기존연구[2]에서 제안한 초해상도 딥러닝 학습 프레임워크

해당 논문은 이러한 학습 방법을 통해, 영상의 초해상도 성능을 향상시켰다(그림 4). 기존 초해상도 연구에서는 영상에 줄무늬, 격자무늬 등이 있는 경우 복원 시 무늬가 왜곡되는 현상이 있으나 그림 4에서도 볼 수 있듯 딥러닝을 이용해 다운샘플링과 업샘플링을 하여 좋은 복원 결과를 이끌어냈다.

3. 결론 및 향후 연구 방향



그림 4 기존 연구[2]의 복원 영상. (a) 원본 영상. (b) 원본 영상 확대. (c) 영상(b)를 bicubic interpolation한 영상. (d) 영상(b)를 CNN-CR로 다운샘플링한 영상. (e) (c)를 딥러닝으로 복원한 영상. (f) (d)를 딥러닝으로 복원한 영상

본 논문에서는 딥러닝을 영상 다운샘플링에 적용하여 화질 복원의 성능을 높인 두 기술에 대해 살펴보았다. 두 기술 모두 다운샘플링을 하는 네트워크와 업샘플링을 하는 복원 네트워크를 다양한 방법으로 학습하는 것이 하나의 복원 네트워크만을 사용해 문제를 해결하는 것보다 성능 향상이 있을 수 있음을 보여주었다. 향후 압축 과정을 딥러닝을 이용하여 화질 복원 성능의 향상에 기여할 수 있는 연구가 이루어질 수 있다.

참고 문헌

[1] F. Jiang, W. Tao, S. Liu, J. Ren, X. Guo, and D. Zhao. An end-to-end compression framework based on convolutional neural networks. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017.

[2] Y. Li, D. Liu, H. Li, L. Li, Z. Li, F. Wu. Learning a convolutional neural network for image compact-resolution. IEEE Transactions on Image Processing, 2019.