

Gradient-SR 을 이용한 초해상도 방법

박장수, 이종석, 박시내, 심동규
 광운대학교
 {jangsoopark, suk2080, psea1118, dgsim}@kw.ac.kr

Super Resolution Using Gradient-SR

Jangsoo Park, Jongseok Lee, SeaNae Park, Donggyu Sim
 Kwangwoon University

요 약

본 논문은 초해상도 기술을 위한 CNN 구조를 제안한다. 제안하는 Gradient-SR 은 고해상도 영상이 고주파 신호와 저주파 신호로 분리될 수 있다는 점을 바탕으로 고역 통과 필터인 Sobel Operator 를 CNN 기반으로 구성한다. Gradient-SR 로부터 생성된 고주파 신호는 목표 크기로 보간 된 저해상도 입력 영상과 더해짐으로 고해상도 영상을 생성한다. 실험 영상은 VDSR 이 사용 한 291 개의 영상과 B100 영상을 이용한다. 제안하는 방법은 스케일 팩터 2 에 대한 초해상도 영상 생성 실험에서 약 200%의 속도 향상을 보인다.

1. 서론

초해상도 기술(Super Resolution)은 저해상도(Low Resolution)영상으로부터 고해상도(High Resolution) 영상을 생성하는 기술이다. 초해상도 기술은 저해상도 영상에 대응하는 고해상도 영상이 여러 개 존재할 수 있다. 즉, 초해상도 기술은 정답이 없는 문제(ill-posed problem)로 최적의 고해상도 영상을 생성하기 위한 많은 연구가 진행되어 왔다. 최근 컴퓨터 비전 분야에서 CNN(Convolutional Neural Network)이 좋은 성능을 보임에 따라 딥 러닝(Deep Learning) 기반 초해상도 기술을 위한 연구가 활발히 진행되고 있다[1, 2, 3, 4]. 딥 러닝 기반 초해상도 기술은 목표 크기로 보간 된 저해상도 입력 영상과 고해상도 정답(label) 영상 간의 관계를 학습하여 고해상도 영상을 생성한다.

일반적으로 고해상도 영상은 저해상도 영상과 고주파 신호의 합으로 표현 가능하다. 주어진 저해상도 영상으로부터 고해상도 영상 생성하기 위해서는 적절한 고주파 신호를 생성하는 것이 중요하다[4]. 목표 크기로 보간 된 저해상도 영상은 고해상도 정답 영상과 해상도가 동일함으로 딥 러닝 기반 초해상도 기술은 학습 기반 선명화 필터(sharpening filter)를 이용한 영상 선명화로 볼 수 있다. 따라서 본 논문에서는 고해상도 영상의 고주파 신호 생성을 위한 CNN 구조를 제안한다. 제안하는 Gradient-SR 은 Sobel Operator 를 딥 러닝으로 구성하여 초해상도 영상을 생성한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 본 논문에서 제안하는 방법을 설명한다. 3 장에서는 실험 결과 및 분석, 4 장에서는 결론을 맺는다

2. 제안하는 방법

본 논문에서 제안하는 Gradient-SR 은 저해상도 영상으로부터 수평 및 수직 방향 기울기(Gradient)를 추출한 하여 고주파 신호를 학습한다. 그림 1 은 본 논문에서 제안하는 Gradient-SR 구조를 나타낸다. 제안하는 구조는 세 개의 CNN 으로 구성 되어있다. Gradient-SR 의 3×1 크기의 필터를 사용하는 5 개의 층은 수 직 방향 기울기를 추출하며 1×3 크기의 필터를 사용하는 5 개의 층은 수평 방향 기울기를 추출한다. Gradient-SR 은 추출된 수직 및 수평 방향 기울기를 이용하여 고주파 신호를 위한 특징(feature)을 생성한 후 3×3 크기의 필터를 사용하는 마지막 층을 통해 고주파 신호를 추출한다. 제안하는 방법은 네트워크 출력인 고주파 신호를 보간 된 저해상도 입력 영상과 더함으로 고해상도 영상을 생성한다. Gradient-SR 의 입력은 목표 크기로 보간 된 저해상도 영상이며 출력은 보간 된 저해상도 영상과 고주파 신호의 합으로 표현되는 고해상도 예측 영상이다.

3. 실험 결과

본 논문은 제안하는 방법의 실험을 위하여 TensorFlow [5]를 이용하여 구현하였다. 학습을 위한 최적화 알고리즘은 Adam Optimizer [6]를 사용하였으며 오차 함수는 L2 loss 를 이용하였다. 실험 영상으로는 학습을 위하여 VDSR [3]의 291 개의 영상으로 구성된 데이터 셋을 사용하였으며 테스트(test) 영상은 B100 을 사용하였다. 학습 및 테스트는 스케일 팩터(scale factor) 2 에서 진행하였다. 표 1 은 B100 영상에 대한 VDSR 과 제안하는 방법의 평균 PSNR 성능 및 평균 실행 속도 비교이다. 제안하는 방법은

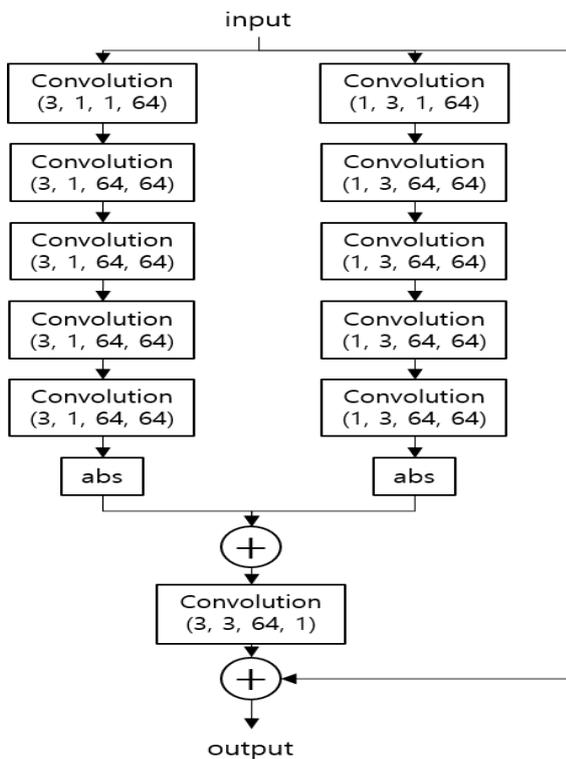


그림 1 제안하는 Gradient-SR 구조

1 차원 필터를 사용하여 기존 방법보다 적은 계산 복잡도를 차지함으로 VDSR 대비 짧은 시간에 초해상도 영상 생성이 가능하다.

표 1. 초해상도 영상의 평균 성능 비교 (×2)

Model	PSNR(dB)	Time(sec)
VDSR	31.90	0.10
Gradient-SR	31.65	0.05

4. 결론

본 논문은 딥 러닝 기반 초해상도 구조인 Gradient-SR 을 제안하였다. 제안하는 Gradient-SR 은 초해상도 영상 생성을 위하여 고주파 신호에 대한 정보를 학습하였다. 제안하는 구조는 1 차원 필터를 통하여 수평 및 수직 방향의 특징을 추출하며 보정단계를 거쳐 고주파 신호를 생성한다. 제안하는 방법은 VDSR 대비 적은 수의 파라미터를 사용함으로 기존 방법 대비 시간적 성능이 향상된 것을 확인 할 수 있었다. 제안하는 방법은 B100 영상을 이용한 초해상도 영상 생성 실험에서 VDSR 대비 200%의 속도 향상을 보였다.

감사의 글

"본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기술진흥센터의 대학 ICT 연구센터육성지원사업의 연구결과로 수행되었음" (IITP-2018-2016-0-00288)

참고 문헌

- [1] S. C. Park, M. K. Park, M. G. Kang, "Super-resolution image reconstruction: a technical overview," in IEEE Signal Processing Magazine, vol. 20, no. 3, pp. 21-36, May. 2003
- [2] J. Park, J. Lee, S. Park, D. Sim, "Image Interpolation Using Unified-CNNIF Structure," 30th Workshop on Image Processing and Image Understanding, 2018.
- [3] C. Dong, C. C. Loy, K. He and X. Tang, "Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 38, no. 2, pp. 295-307, Feb. 1 2016.
- [4] J. Kim, J. K. Lee and K. M. Lee, "Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks," Proceeding of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), Las Vegas, NV, pp. 1646-1654, 2016.
- [5] M. Abadi, et al. "Tensorflow: Large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems," arXiv preprint, arXiv:1603.04467, 2016.
- [6] D. Kingma, B. Jimmy, "Adam: A method for stochastic optimizer," axXiv preprint, arXiv:1412.6980, 2014.