

단일 영상 초해상도 기술의 복잡도 감소를 위한 픽셀 단위 생략 방법

이종석, 권용혜, 심동규

광운대학교

{suk2080, robotmanyh, dgsim}@kw.ac.kr

A pixel-wise skip method to reduce complexity of single image super resolution

Jongseok Lee, Yonghye Kwon, Donggyu Sim

Kwanwoon University

요 약

본 논문에서는 초고해상도 기술의 복잡도를 줄이기 위하여 픽셀단위 생략 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 픽셀 단위로 수평, 수직 방향의 밝기에 대한 2 차 미분치에 기반하여 생략을 결정한다. 제안하는 방법의 성능 평가를 위하여 가장 간단한 초고해상도 알고리즘인 SRCNN 과 제안하는 방법의 PSNR 비교한다. 그 결과 제안하는 방법이 평균적으로 약 47%의 픽셀이 생략이 되면서 SRCNN 대비 0.2dB PSNR 감소를 보인다.

1. 서론

초해상도(Super Resolution) 기술은 저해상도의 영상을 고해상도의 영상으로 변환해주는 기술로 컴퓨터비전(Computer Vision) 분야에서 각광받고 있는 주요 기술들 중 하나이다. 최근 딥러닝(deep learning)의 발전으로 딥러닝 기반의 많은 기술들이 큰 성능 향상을 보이고 있다. 이와 동시에 초해상도 기술 또한 딥러닝 기반의 초해상도 기술이 활발히 연구가 진행되고 있으며 크게 향상된 성능을 보이고 있다. 하지만, 많은 딥러닝 기반의 초해상도 기술들은 높은 계산 복잡도를 요구하기 때문에 상용하기에는 한계가 있다[1-5].

일반적으로 딥러닝 기반의 초해상도 기술은 픽셀 단위로 sliding window 방식으로 이동하면서 2 차원 필터와 비선형 함수를 연속적으로 적용하여 복원된 고해상도 영상을 생성한다. 이때, 특정 픽셀은 초해상도 기술을 통해 밝기 값의 변화가 생기지만, 변화가 없는 픽셀 또한 존재한다. 그림 1 은 왼쪽부터 고해상도 butterfly 영상(a), 저해상도 butterfly 영상(b), 앞의 두 영상의 차영상을 그레이 레벨(gray level)로 표현한 영상이다. 그림 1(c)에서 볼 수 있는 것처럼 많은 검은색 영역은 픽셀 값이 변하지 않는 것을 확인 할 수 있으며, 일반적인 초고해상도 기술의 성능을 평가하기 위한 데이터 셋인 set5, set14 의 각 영상의 저해상도 영상과 고해상도 영상의 차영상을 통해 변

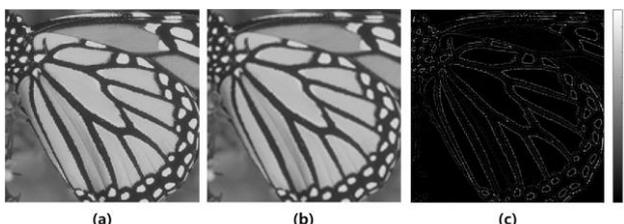


그림 1. 고해상도 및 저해상도 butterfly 영상과 차영상 예시.

화율을 측정한 결과 평균 전체 영상 대비 39.84%의 픽셀만 고해상도 영상으로 변화하였을 때 픽셀 값 변화가 있었고 나머지 약 60%에 달하는 픽셀들은 밝기 값의 변화가 없었다. 즉, 초고해상도 기술을 적용하기 이전에 변화하지 않는 픽셀에 대한 구별이 가능하다면 기존 초고해상도 기술 대비 60%의 계산을 절약이 가능하다. 따라서 본 논문에서는 이러한 조사를 바탕으로 초고해상도 기술을 적용하기 전에 밝기 값이 변하지 않는 픽셀들을 예측하여 초고해상도 기술적용을 생략함으로써 계산 복잡도를 감소시키는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 절에서는 제안하는 방법에 대하여 자세히 설명하고, 3 절에서는 제안하는 방법의 주관적, 객관적 성능평가를 수행한다. 마지막 절에서는 결론을 맺는다.

2. 제안하는 방법

일반적으로 저해상도 영상에 초고해상도 기술을 적용하게 되면 고주파 성분을 복원함으로써 보다 선명한 영상이 만들어진다. 영상에서의 고주파 성분은 일반적으로 밝기 값이 급변하는 에지(edge) 영역에 포함된다. 즉, 에지 영역일수록 초고해상도 기술을 적용하였을 때, 밝기 값이 변할 확률이 높다. 따라서 본 논문에서는 영상의 각 픽셀에 대하여 픽셀을 중심으로 수평 방향 라플라시안 필터, $[-1, +2, -1]$ 을 적용한 값과 수직 방향 라플라시안 필터, $[-1; +2; -1]$ 를 적용한 값을 합하여 에지의 강도(edge intensity)를 계산하고 문턱 값을 통해 이진화 하여 영상의 각 픽셀들을 변할 픽셀과 그렇지 않을 픽셀로 구분한다. 문턱 값 보다 에지 강도가 작은 픽셀은 밝기 값이 변하지 않을 픽셀이고 에지 강도가 문턱 값과 같거나 큰 픽셀은 밝기 값이 변할 픽셀이다. 여기서 문턱 값은 계산 복잡도 및 복원된 고해상도 영상의 화질에 영향을 주는 주요 파라미터이다. 문턱 값이 높아지면 초고해상도 기술이

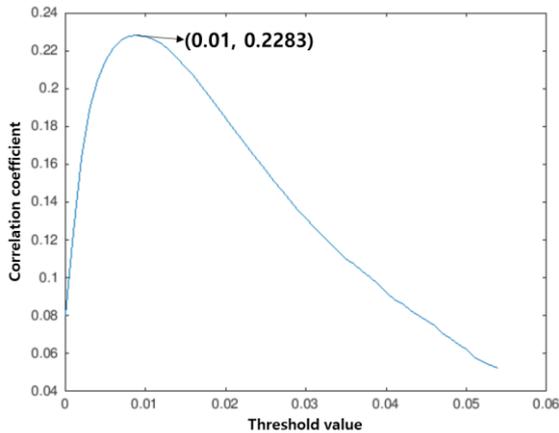


그림 2. Set5, Set14 영상의 저해상도 영상에 대하여 에지 강도를 구하고 문턱 값을 통한 이진화 영상과 고해상도 영상과 저해상도 영상의 차영상의 이진화 영상과의 문턱 값 변화에 따른 correlation coefficient 변화 그래프.

생략되는 픽셀이 증가하고 계산 복잡도 또한 감소하겠지만, 초고해상도 기술이 적용되지 않은 픽셀이 증가하여 PSNR(Peak-Signal to Noise Ratio)는 감소하게 된다. 따라서 본 논문에서 제안하는 방법에서 문턱 값을 선택하기 위하여 문턱 값을 0 부터 증가시키면서 영상을 이진화 하고 1 절에서 조사한 고해상도 및 저해상도 영상의 차영상을 이진화 한 영상과의 correlation 계수를 측정한다. 최종적으로 correlation 계수가 최대 값이 되는 문턱 값을 제안하는 방법의 문턱 값으로 사용한다. 그림 2 는 Set5, Set14 영상의 저해상도 영상에 대하여 에지 강도를 구하고 문턱 값을 통한 이진화 영상과 고해상도 영상과 저해상도 영상의 차영상의 이진화 영상과의 문턱 값 변화에 따른 correlation coefficient 변화 그래프이다. 0 과 1 사이로 정규화된 에지 강도에 하여 0.01 의 문턱 값이 가장 높은 correlation coefficient 를 보인다. 따라서 본논문에서 제안하는 방법은 0.01 값의 문턱 값을 통해 에지 강도를 이진화 하여 픽셀을 구별한다.

3. 실험 결과 및 분석

본 논문에서 제안하는 방법의 성능 평가는 위하여 여러 딥러닝 기반의 초고해상도 기술 중 가장 간단한 알고리즘인 SRCNN[5]을 통해 픽셀단위 초고해상도 기술 생략 방법을 적용하여 PSNR 측면에서 비교하였다. 제안하는 방법 및 SRCNN 은 MATALB Online R2019a[6]를 기반으로 구현되었다. 표 1 은 제안하는 방법의 PSNR 및 생략율과 기존 방법들의 PSNR 비교 표이다. 실험 결과 제안하는 초고해상도 생략 방법을 적용 하였을 경우 기존 SRCNN 대비 0.2 dB 의 PSNR 감소가 있지

표 1. 제안하는 방법의 PSNR 및 생략율과 기존 방법들의 PSNR 비교 표.

	Bicubic (dB)	SRCNN[5] (dB)	Proposed (dB)	Skip ratio (%)
Set5	33.66	36.66	36.39	53.22
Set14	30.23	32.45	32.28	44.87
Total	31.13	33.56	33.36	47.07

만, 영상 전체 대비 평균 47.07%의 픽셀들에 대하여 SRCNN 적용을 생략됨을 보인다.

4. 결론

본 논문에서는 딥러닝 기반의 초고해상도 기술이 일반적으로 보이는 계산 복잡도 문제를 해결하기 위하여 픽셀 단위 초고해상도 기술 적용을 생략 하는 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 영상 내의 각각의 픽셀을 중심으로 수직, 수평 방향의 라플라시안 필터를 적용하여 에지 강도를 구하고 이를 실험적으로 구한 문턱 값을 통해 이진화 하여 초고해상도 기술 적용 여부를 구별하였다. 제안하는 방법의 성능을 평가를 위하여 기존 방법과 제안하는 방법을 PSNR 측면에서 비교하고 그 결과로써 PSNR 측면의 화질은 유지하면서 초고해상도 기술의 계산 복잡도가 감소함을 보였다.

감사의 글

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학 ICT 연구센터지원사업의 연구결과로 수행되었음" (IITP-2019-2016-0-00288)

Reference

- [1] S. C. Park, M. K. Park and M. G. Kang, "Superresolution image reconstruction: a technical overview," in IEEE Signal Processing Magazine, vol. 20, no. 3, pp.21-36, May 2003
- [2] J. Schneider, J. Sauer and M. Wien, "Dictionary learning based high frequency inter-layer prediction for scalable HEVC," 2017 IEEE Visual Communications and Image Processing (VCIP), St. Petersburg, FL, 2017, pp. 1-4.
- [3] M. T. McCann, K. H. Jin and M. Unser, "Convolutional Neural Networks for Inverse Problems in Imaging: A Review," IEEE Signal Processing Magazine, vol. 34, no. 6, pp. 85-95, Nov 2017.
- [4] A. Lucas, M. Iliadis, R. Molina and A. K. Katsaggelos, "Using Deep Neural Networks for Inverse Problems in Imaging: Beyond Analytical Methods," IEEE Signal Processing Magazine, vol. 35, no. 1, pp. 20-36, Jan 2018.
- [5] C. Dong, C. C. Loy, K. He and X. Tang, "Image SuperResolution Using Deep Convolutional Networks," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 38, no. 2, pp. 295-307, Feb 2016.
- [6] MATLAB Online R2019a The MathWorks, Inc., Natick, Massachusetts, United States.