

CNN 기반의 이미지 초해상도 성능 개선에 관한 연구

김도완, 임채연, 김홍열

동서울 대학교

asd8217924@naver.com, mushr55ml5v2@naver.com, rhkim@du.ac.kr

A Study on CNN-based image Super-Resolution performance improvement

Kim Do Wan, Lim Chae Yeon, Kim Hong Ryul

Dong Seoul Univ.

요 약

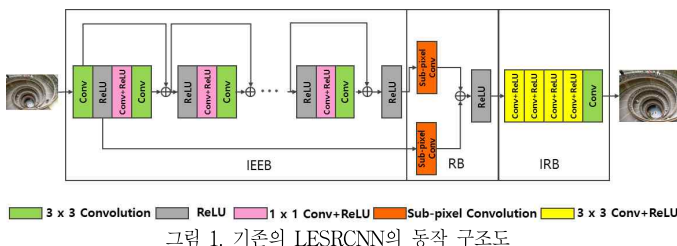
본 논문은 저 해상도 이미지를 고해상도 이미지로 향상하는 모델 중 On-Device에 환경에 적합한 LESRCNN 모델의 성능 개선 방식을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 LESRCNN은 기존의 IEEB(Information Extraction and Enhancement Block)의 3x3 합성곱 레이어와 1x1 합성곱 레이어를 3x3 합성곱 레이어, 5x5 합성곱 레이어, Concat 레이어와 1x1 합성곱 레이어의 구성으로 변경하여 기존 방식 보다 더욱 다양한 저주파 특징을 효과적으로 추출하도록 개선하였다. 실험 결과 제안된 방식은 C-PU AMD Ryzen 9 5950x, GPU Nvidia GeForce RTX 3090 환경에서 기존 LESRCNN 보다 0.5% 향상된 성능과 이미지 처리 속도는 0.8ms 증가하였다.

I. 서 론

최근 딥러닝 기술의 발전으로 인해 이미지 초해상도(Image Super-Resolution) 기술은 많은 진전을 이루었다. 이미지 초해상도는 저 해상도(Low Resolution) 이미지로부터 고해상도(High Resolution) 이미지를 재구성하여 이미지 품질을 향상시키는 기술로 인공지능, TV(Television), 의료 영상과 같은 다양한 CV(Computer Vision) 분야에서 활용된다. 하지만 Transformer 기반 이미지 초해상도 모델들은 많은 양의 파라미터를 필요하기 때문에 하드웨어가 제한된 환경에서 구현하기 어려운 단점이 있다. 본 논문에서는 On-Device 환경에 수행 가능한 CNN 기반의 이미지 초해상도 모델인 LESRCNN(Lightweight Enhanced image Super-Resolution Convolution Neural Network)의 성능 개선 방법을 제안하였다.

II. 본론

1. LESRCNN(Lightweight Enhanced image Super-Resolution CNN)

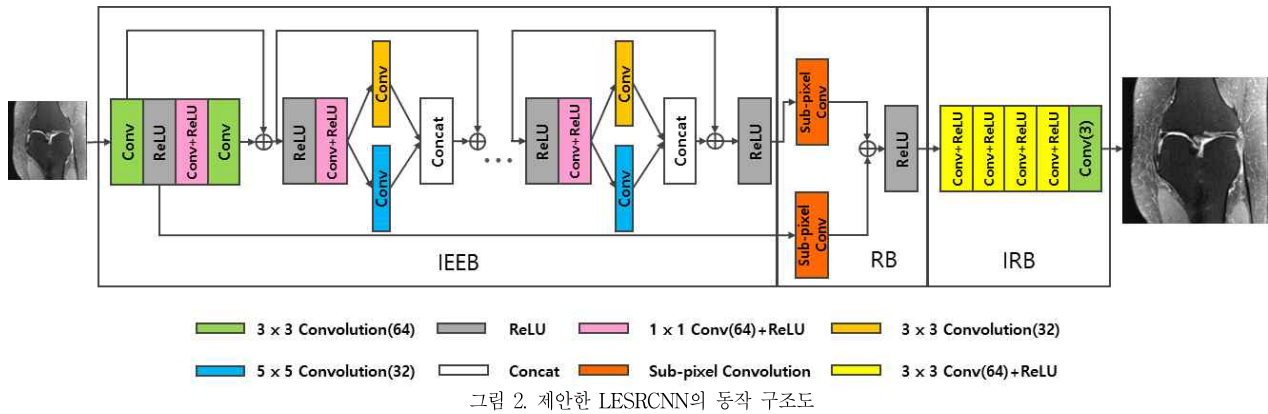


LESRCNN은 IEEB(Information Extraction and Enhancement Block), RB(Reconstruction Block), IRB(Information Refinement Block)의 세 가지 블록으로 구성되며 x2, x3, x4의 업 스케일(Up-scale) 크기에 따라 세 가지 모델로 나뉜다. IEEB는 17개의 합성곱 레이어를 사용하여 이미지의

저주파(Low Frequency) 정보를 추출하는 역할을 수행한다. 17개의 레이어는 3x3, 1x1 크기의 서로 다른 합성곱 레이어로 구성되어 있으며, 1x1 크기의 합성곱 레이어를 통해 파라미터 수를 감소하였다. 추가적으로 잔차(Residual) 학습을 활용해 얇은 레이어의 메모리 성능을 향상시킨다. RB는 IEEB를 통해 얻은 이미지의 특징을 Sub-pixel 합성곱 레이어를 통해 이미지의 크기를 확장한다. Sub-Pixel 합성곱 레이어는 3x3 합성곱 레이어, Pixel Shuffle(2), Pixel Shuffle(3)의 레이어로 구성되며 x2, x4 모델은 3x3 합성곱, Pixel Shuffle(2) 레이어가 사용되고, x3 모델의 경우 3x3 합성곱, Pixel Shuffle(3) 레이어가 활용된다. IRB는 3x3 합성곱 레이어를 통해 부족한 특징들을 학습하고, 초해상도 이미지를 추출하는 역할을 수행한다. 그림 1은 LESRCNN의 동작 구조도를 나타낸다[1].

2. 제안한 LESRCNN

본 논문에서는 기존 방식인 3x3 합성곱 레이어를 두 가지(3x3, 5x5) 합성곱 레이어로 대체하여 성능을 개선한 이미지 초해상도 모델 개선된 LESRCNN을 제안하였다. 제안한 LESRCNN은 IEEB, RB, IRB의 세 가지의 블록으로 구성된다. IEEB는 기존의 LESRCNN의 IEEB의 3x3 합성곱 레이어를 제안한 방식에서는 3x3, 5x5의 두 가지 합성곱 레이어로 나누어 이미지의 다양한 저주파 특징들을 추출해 이미지 초해상도 성능을 개선하였다. 첫 번째 두 번째 3x3 합성곱 레이어를 제외한 나머지 3x3 합성곱 레이어를 기존 64개 채널 수의 절반인 32개의 채널의 3x3 합성곱 레이어와 5x5 합성곱 레이어로 서로 다른 저주파 특징들을 추출하고 다시 64개의 채널의 특징 맵으로 병합하여 학습을 수행한다. 짝수 번째 합성곱 레이어에서는 동일하게 1x1 합성곱 레이어를 활용해 연산량을 감소시키고자 하였다. 개선된 IEEB 구조를 사용하여 기존 IEEB를 사용한 구조보다 약 0.5% 성능 개선을 이루었다. RB와 IRB는 LESRCNN과 동일한 구조이다. 그림 2는 개선된 LESRCNN의 동작 구조도를 나타낸다.



III. 실험

기존의 LESRCNN과 본 논문에서 제안한 LESRCNN을 Huang et.al[2]에서 제안한 도시의 100가지 풍경 이미지 초해상도 데이터 셋인 Urban100과 정량적 평가 지표 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)와 정성적 평가 지표 SSIM(Structural Similarity Index Map)으로 성능을 비교평가하였다. <표 1>은 성능 평가를 수행한 실험 환경을 나타낸다. <표 2>는 LESRCNN과 제안한 LESRCNN의 PSNR, SSIM을 나타낸다.

<표 1> 실험 환경

항목	내용
CPU	AMD Ryzen 9 5950x
GPU	Nvidia GeForce RTX 3090
Ram	48GB

<표 2> LESRCNN과 제안한 LESRCNN의 성능비교

모델	Urban100		
	x2	x3	x4
	PSNR/SSIM	PSNR/SSIM	PSNR/SSIM
LESRCNN	31.45/0.9206	27.70/0.8415	25.77/0.7732
제안한 LESRCNN	31.61/0.9226	27.84/0.8442	25.81/0.7756

모델의 크기와 이미지 처리 속도를 비교하기 위해 크기가 256x256, 512x512, 1024x1024인 세 가지 이미지를 기존의 LESRCNN과 제안한 LESRCNN의 x2 스케일 모델을 활용하여 처리 속도를 비교평가하였다. <표 3>은 이미지 크기 별 LESRCNN과 제안한 LESRCNN의 처리 속도와 파라미터 수를 나타낸다. 그림 3은 개선된 LESRCNN의 x2 스케일 모델과 기존 LESRCNN x2 스케일 모델을 의료 데이터 셋인 FastMRI의 무릎 MRI 이미지에 적용한 결과의 일부분을 확대한 이미지이다[3].

<표 3> LESRCNN과 제안한 LESRCNN의 처리속도 및 파라미터 수

모델	이미지 크기			파라미터
	256x256	512x512	1024x1024	
LESRCNN	0.0031	0.0031	0.0044	516K
제안한 LESRCNN	0.0039	0.0041	0.0062	707K

그림 3의 점선 박스를 비교해 보면, 제안한 LESRCNN 결과 이미지가 기존의 LESRCNN의 결과 이미지 보다 명암 대비가 뚜렷하고, 기존

LESRCNN 결과는 하얀 혈관의 경계가 뿌옇게 보이는 반면, 제안한 LESRCNN 결과는 기존 LESRCNN 결과 대비 경계선이 뚜렷하고 근육의 질감이 살아있다. 본 실험을 통해 본 논문에서 제안한 LESRCNN은 기존의 LESRCNN 보다 PSNR 0.16, SSIM 0.02 높은 스코어로 약 0.5% 성능 개선되었다. 202K 증가한 파라미터로 모델의 크기는 커지게 되었지만, 이미지 처리 속도는 최소 0.0008초 최대 0.0018초 증가로 LESRCNN보다 개선된 성능과 유사한 처리 속도를 확인할 수 있다.

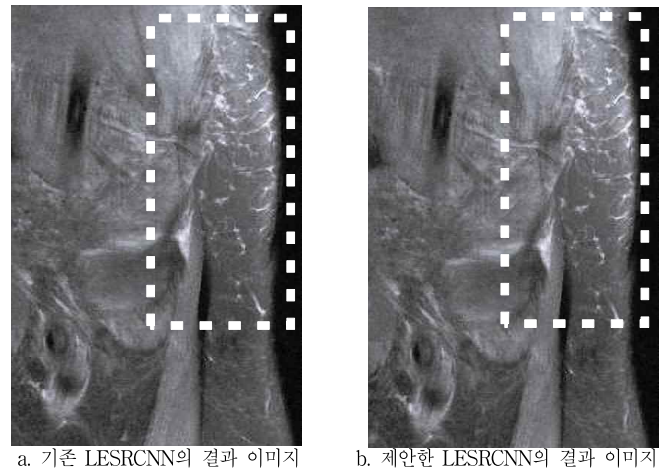


그림 3. 개선된 LESRCNN(x2)의 실행 결과

IV. 결론

본 논문에서는 3x3, 5x5 합성곱 레이어를 이용해 다양한 저주파 특징을 추출하여 성능을 개선한 이미지 초해상도 모델 LESRCNN의 성능 개선을 제안하고 제안한 방식의 성능을 검증하였다. 기존의 LESRCNN 보다 0.5% 향상된 성능과 0.8 ms 이미지 처리 속도가 증가하였다. 그러나 결론적으로 이 정도의 처리 속도 차이는 온 디바이스 AI(On-Device AI) 환경에서 미미한 영향일 것으로 판단된다. 본 논문의 결과는 온 디바이스 AI 환경에서 동작하는 고해상도 영상처리 분야에 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

참 고 문 헌

- [1] Chunwei Tian., et.al "Lightweight image super-resolution with enhanced CNN" arXiv:2007.04344, 2020.
- [2] Huang Jia-Bin., et.al "Single Image Super-Resolution From Transformed Self-Exemplars" (pp. 5197-5206). CVPR, 2015
- [3] Jure Zbontar., et.al "fastMRI: An Open Dataset and Benchmarks for Accelerated MRI" arXiv:1811.08839, 2018.