

# 임베디드 시스템 환경에서 CNN 기반 이미지 초해상도 처리 모델 구현 연구

임재훈, 김도완, 이재희

동서울대학교

pungddang@naver.com, asd8217924@naver.com, ljh7314@du.ac.kr

## A Study on the Implementing CNN-based Image Super-Resolution Processing Models in Embedded Systems Environment

Lim Jae Hoon, Kim Do wan, Lee Jae Hee

Dong Seoul Univ.

### 요 약

본 논문은 저 해상도 이미지를 고해상도 이미지로 향상하는 개선된 LESRCNN(Lightweight Enhanced image Super-Resolution Convolution Neural Network) 기반 모델을 ONNX(Open Neural Network Exchange) 포맷을 사용하여 임베디드 시스템 라즈베리 파이 5 와 Android 기반 스마트폰 삼성 갤럭시 S21 Ultra 탑재하였다. 성능지표로 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio), SSIM(Structural Similarity Index Measure), 추론 시간을 데스크톱 PC의 프로세서인 M2 Pro와 라즈베리 파이 5의 ARM Cortex-A76, 갤럭시 S21 Ultra의 Exynos 2100의 3개의 구현 환경에서 비교평가하였다. 성능 측정 데이터로는 Set 5데이터 셋을 사용하였다. 실험 결과, 2배 스케일의 경우 데스크톱 PC에서 37.143/0.9627 (PSNR/SSIM) 성능과 120(msec) 추론 시간, 라즈베리 파이 5에서 37.0963/0.9627 (PSNR/SSIM) 성능, 1259(msec) 추론 시간, 갤럭시 S21에서 35.600/0.9520 (PSNR/SSIM) 성능, 409(msec) 추론 시간을 나타내었다. 본 논문의 실험 결과, 개선된 LESRCNN 모델을 임베디드 시스템 환경에서 온 디바이스 AI로 활용하는 것이 가능함을 증명하였다.

### I. 서 론

이미지 초해상도(Image Super-Resolution) 기술은 인공지능, 드론 및 의료 이미지와 같은 다양한 CV(Computer Vision) 분야에 사용되어 왔다. 이미지 초해상도는 저 해상도(Low Resolution) 이미지를 고해상도(High Resolution) 이미지로 재구성하는 기술을 의미한다. 최근 임베디드 시스템 중 하나인 스마트폰의 카메라 개수가 많아지고, 점점 더 고배율의 렌즈가 추가되고 있는 추세이다. 하지만 스마트폰의 구조상 카메라의 고배율 렌즈 대비 멀리 떨어져 있는 객체의 사진을 찍기에는 어려움이 있다. 본 논문에서는 CNN 기반인 이미지 초해상도 모델, 개선된 LESRCNN 모델을 임베디드 시스템 라즈베리 파이 5와 Android 기반 스마트폰인 갤럭시 S21 Ultra에 탑재하여 온 디바이스 A.I(On-Device A.I)를 구현 가능성을 검증해 보고자 한다.

### II. 본론

#### 2.1 개선된 LESRCNN(Lightweight Enhancement image Super-Resolution CNN)

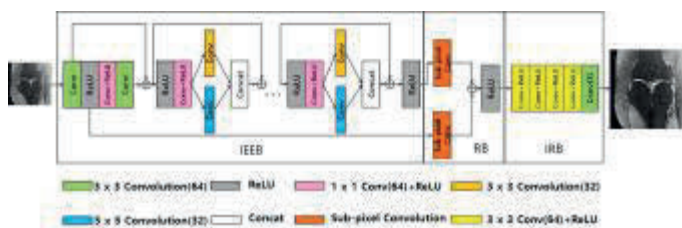


그림 1. 개선된 LESRCNN모델의 동작구조도

본 논문의 개선된 LESRCNN 모델은 CNN 기반의 이미지 초해상도 성능 개선에 관한 연구에서 제안된 모델로 IEEB(Information Extraction and Enhancement Block), RB(Reconstruction Block), IRB(Information

Refinement Block)으로 세 가지의 블록으로 구성되며, IEEB 블록에서 첫 번째와 두 번째 레이어를 제외한 나머지 3x3과 5x5 합성곱 레이어에서 각각 32 채널의 저주파 특징들을 추출하여 다시 64채널의 특징 맵으로 합쳐서 이미지의 품질을 높이는 모델이다. 그림 1은 개선된 LESRCNN의 동작 구조도이다[1].

#### 2.2 ONNX(Open Neural Network Exchange)

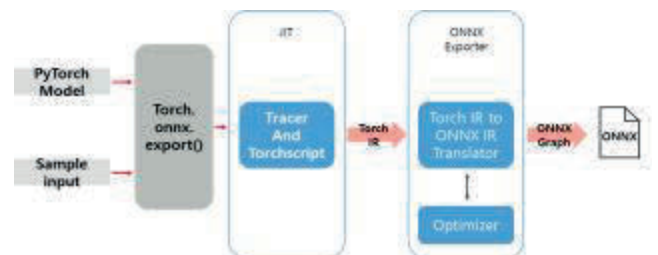


그림 2. Pytorch모델의 ONNX 변환 과정

ONNX는 딥러닝 모델의 호환성을 높이고, 다양한 하드웨어와 프레임워크에서의 사용을 용이하게 할 수 있게 해주는 오픈 파일 포맷이다. 주로 머신 러닝 모델의 이식성과 상호 운용성을 높이는 것으로 하는 이 포맷은 여러 딥러닝 프레임워크를 지원하며 모델을 훈련한 프레임워크와는 독립적으로 모델을 저장하고 불러올 수 있도록 하여 모델의 재사용성을 높이고, 다양한 환경에서 모델을 효율적으로 활용할 수 있게 한다. 그리고 내부의 계산 그래프 최적화 과정을 거치기 때문에 추론 속도가 빨라 실시간 시스템에서 사용하기 적합한 프레임워크이다. ONNX 포맷을 사용할 경우 온 디바이스 AI 모델을 임베디드 시스템 자체 GPU 모듈이 필요 없이 구

현 가능하다. 그림 2는 pytorch 기반 모델을 ONNX 모델로 변환하는 과정을 나타낸다[2].

III. 실험 환경

<표 1>은 개선된 LESRCNN을 구현한 임베디드 시스템(라즈베리 파이 5)의 규격을 보여주며, <표 2>는 갤럭시 S21 Ultra의 규격이다. <표 3>은 이와 성능 비교 대상인 데스크톱 PC의 하드웨어, 소프트웨어 규격이다.

<표 1> 라즈베리 파이 5의 하드웨어, 소프트웨어 규격

구분	항목	내용
H/W	CPU	ARM Cortex-A76
	GPU	Broadcom VideoCore VII
	RAM	8GB
S/W	OS	Debian 12(Bookworm)
	Library (version)	torch(1.13.1)
		torchvision(0.14.1)
		opencv-python(4.9.80)

<표 2> 갤럭시 S21 Ultra의 하드웨어, 소프트웨어 규격

구분	항목	내용
H/W	CPU	Exynos 2100
	GPU	ARM Mali-G78
	RAM	12GB
S/W	OS	Android 14
	FrameWork	Flutter(3.13.4)
	Library (version)	onnxruntime(1.4.1)

<표 3> 데스크톱 PC의 하드웨어, 소프트웨어 규격

구분	항목	내용
H/W	CPU	M2 Pro 12 Core
	GPU	M2 Pro 19 Core
	RAM	32GB
S/W	OS	MacOS 14.4.1
	Library (version)	torch(1.13.1)
		torchvision(0.14.1)
		opencv-python(4.9.80)

IV. 성능 비교

라즈베리 파이 5에서 LESRCNN의 Pytorch 포맷 모델과 ONNX 포맷 모델의 성능과 추론 시간을 성능지표인 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio), SSIM(Structural Similarity Index Map)을 통해 비교평가하였다. <표 4>은 라즈베리 파이 5에서 LESRCNN x2의 Pytorch 포맷 모델과 ONNX 포맷 모델의 256사이즈 이미지의 PSNR, SSIM, 추론 시간을 나타낸다.

<표 4> ONNX포맷과 PT포맷의 x2 성능 비교

모델 포맷	PSNR/SSIM	추론 시간(msec)
ONNX	37.0964/ 0.9627623	1332
PT	37.0963/ 0.9627620	3535

Pytorch 포맷 모델과 ONNX 포맷 모델을 비교한 결과 ONNX 포맷 모델이 Pytorch 포맷 모델보다 약 0.0001/0.0000003(PSNR/SSIM) 차이로 성능 차이는 미미 하지만 추론 시간은 약 3배 차이가 난다. 본 실험의 결과 ONNX 포맷이 임베디드 시스템에 더 적합하다는 것을 알 수 있다.

LESRCNN을 ONNX 포맷으로 임베디드 시스템 환경(라즈베리 파이 5, 갤럭시 S21 Ultra)에 탑재하여 Marco Bevilacqua et.al[3]에서 제안한

Set5 데이터 셋의 baby 사진(128x128)의 PSNR, SSIM, 추론 시간을 데스크톱 PC와 비교평가하였다. <표 5>는 라즈베리 파이 5, 갤럭시 S21 Ultra, 데스크톱 PC에서의 개선된 LESRCNN의 x2, x3, x4 모델의 성능(PSNR, SSIM)과 추론 시간을 나타낸다.

<표 5> 라즈베리 파이 5, 갤럭시 S21 Ultra, 데스크톱 PC의 성능 및 추론 시간

평가환경	입력 이미지 사이즈: 128x128					
	Scale					
	x2		x3		x4	
	PSNR/SIM	추론시간(msec)	PSNR/SIM	추론시간(msec)	PSNR/SIM	추론시간(msec)
라즈베리 파이 5	37.096/ 0.9627	1259	34.889/ 0.9263	1909	33.575/ 0.8911	3921
갤럭시 S21 Ultra	35.600/ 0.9520	409	33.908/ 0.9162	759	32.897/ 0.8832	1324
데스크톱 PC(CPU)	37.143/ 0.9627	120	34.889/ 0.9263	222	33.575/ 0.8911	388

본 실험 결과 라즈베리 파이 5는 데스크톱 PC 대비 평균 0.0156(PSNR)의 성능 저하와 2119(msec) 추론 시간이 증가되었다. 갤럭시 S21 Ultra에서는 데스크톱 PC 대비 평균 1.0673(PSNR) 성능 저하와 5870(msec) 추론 시간이 증가되었다. 그림 3은 128크기의 이미지를 갤럭시 S21 Ultra에서 LESRCNN x4 모델로 처리한 결과이다.



그림 3. 갤럭시 S21 Ultra에서의 실험결과

V. 결론

스마트폰과 같은 임베디드 시스템에서의 인공지능 기술을 이용한 이미지 초해상도 기술은 하드웨어의 한계를 뛰어넘을 수 있는 기회를 제공한다. 본 논문에서는 CNN 기반의 이미지 초해상도 모델인 개선된 LESRCNN을 ONNX 프레임워크를 활용하여 임베디드 시스템(라즈베리 파이 5, 갤럭시 S21 Ultra)에 탑재하여 데스크톱 PC와 성능, 추론 시간을 비교평가하였다. 라즈베리 파이 5에서 평균 0.0156(PSNR)의 성능 저하와 2119(msec) 추론 시간 증가, 갤럭시 S21 Ultra에서 1.0673(PSNR) 성능 저하, 5870(msec) 추론 시간 증가를 구현 증명하였다. 두 임베디드 시스템에서 이 정도의 성능 저하와 추론 시간 증가는 온 디바이스 AI 환경에서 미미할 것으로 판단되며, ONNX 기반의 LESRCNN은 임베디드 시스템에서의 활용이 가능함을 본 논문의 결과로 증명하였다. 본 논문의 결과는 오픈 포맷인 ONNX를 활용하여 다양한 임베디드 시스템에서 온 디바이스 AI 구현에 활용될 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

[1] Do-Wan Kim, Chae-Yeon Lim., “A Study on CNN-based image Super-Resolution performance improvement”, 한국통신학회 하계학술대회, 2024

[2] 최다훈. et.al, “ONNX 변환을 통한 심층신경망의 성능 분석” 대한전자공학회 하계학술대회, 2023

[3] Marco Bevilacqua. et.al, “Low-Complexity Single-Image Super-Resolution based on Nonnegative Neighbor Embedding” BMVC, 2012