

A Performance Comparison of Super Resolution Model with Different Activation Functions

Youngjun Yoo[†] · Daehee Kim^{††} · Jaekoo Lee^{†††}

ABSTRACT

The ReLU(Rectified Linear Unit) function has been dominantly used as a standard activation function in most deep artificial neural network models since it was proposed. Later, Leaky ReLU, Swish, and Mish activation functions were presented to replace ReLU, which showed improved performance over existing ReLU function in image classification task. Therefore, we recognized the need to experiment with whether performance improvements could be achieved by replacing the RELU with other activation functions in the super resolution task. In this paper, the performance was compared by changing the activation functions in EDSR model, which showed stable performance in the super resolution task. As a result, in experiments conducted with changing the activation function of EDSR, when the resolution was converted to double, the existing activation function, ReLU, showed similar or higher performance than the other activation functions used in the experiment. When the resolution was converted to four times, Leaky ReLU and Swish function showed slightly improved performance over ReLU. PSNR and SSIM, which can quantitatively evaluate the quality of images, were able to identify average performance improvements of 0.06%, 0.05% when using Leaky ReLU, and average performance improvements of 0.06% and 0.03% when using Swish. When the resolution is converted to eight times, the Mish function shows a slight average performance improvement over the ReLU. Using Mish, PSNR and SSIM were able to identify an average of 0.06% and 0.02% performance improvement over the RELU. In conclusion, Leaky ReLU and Swish showed improved performance compared to ReLU for super resolution that converts resolution four times and Mish showed improved performance compared to ReLU for super resolution that converts resolution eight times. In future study, we should conduct comparative experiments to replace activation functions with Leaky ReLU, Swish and Mish to improve performance in other super resolution models.

Keywords : Super Resolution, Performance Comparison, EDSR, Activation Function

활성함수 변화에 따른 초해상화 모델 성능 비교

유 영 준[†] · 김 대 희^{††} · 이 재 구^{†††}

요 약

ReLU(Rectified Linear Unit) 함수는 제안된 이후로 대부분의 깊은 인공신경망 모델들에서 표준 활성화함수로써 지배적으로 사용되었다. 이후에 ReLU를 대체하기 위해 Leaky ReLU, Swish, Mish 활성화함수가 제시되었는데, 이들은 영상 분류 과업에서 기존 ReLU 함수 보다 향상된 성능을 보였다. 따라서 초해상화(Super Resolution) 과업에서도 ReLU를 다른 활성화함수들로 대체하여 성능 향상을 얻을 수 있는지 실험해볼 필요성을 인지하였다. 본 연구에서는 초해상화 과업에서 안정적인 성능을 보이는 EDSR(Enhanced Deep Super-Resolution Network) 모델에 활성화함수들을 변경하면서 성능을 비교하였다. 결과적으로 EDSR의 활성화함수를 변경하면서 진행한 실험에서 해상도를 2배로 변환하는 경우, 기존 활성화함수인 ReLU가 실험에 사용된 다른 활성화함수들 보다 비슷하거나 높은 성능을 보였다. 해상도를 4배로 변환하는 경우에는 Leaky ReLU와 Swish 함수가 기존 ReLU 함수 대비 다소 향상된 성능을 보임을 확인하였다. Leaky ReLU를 사용했을 때 기존 ReLU보다 영상의 품질을 정량적으로 평가할 수 있는 PSNR과 SSIM 평가지표가 평균 0.06%, 0.05%, Swish를 사용했을 때는 평균 0.06%, 0.03%의 성능 향상을 확인할 수 있었다. 또한 해상도를 8배로 변환하는 경우에는 Mish 함수가 기존 ReLU 함수 대비 다소 향상된 성능을 보임을 확인하였다. Mish를 사용했을 때 기존 ReLU보다 PSNR과 SSIM 평가지표가 평균 0.06%, 0.02%의 성능 향상을 확인할 수 있었다. 결론적으로 해상도를 4배로 변환하는 초해상화의 경우는 Leaky ReLU와 Swish가, 해상도를 8배로 변환하는 초해상화의 경우는 Mish가 ReLU 대비 향상된 성능을 보였다. 향후 연구에서는 다른 초해상화 모델에서도 성능 향상을 위해 활성화함수를 Leaky ReLU, Swish, Mish로 대체하는 비교실험을 수행하는 것도 필요하다고 판단된다.

키워드 : 초해상화, 성능 비교, EDSR, 활성화함수

※ 이 성과는 2020년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. NRF2018R1C1B5086441).

※ 이 논문은 2020년 한국정보처리학회 춘계학술발표대회의 우수논문으로 “초해상화 모델의 활성화함수 변경에 따른 성능 분석”의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임.

† 준 회 원 : 국민대학교 컴퓨터공학과 석사과정

†† 비 회 원 : 국민대학교 컴퓨터공학과 석사과정

††† 비 회 원 : 국민대학교 SW학부 조교수

Manuscript Received : July 7, 2020

Accepted : July 28, 2020

* Corresponding Author : Jaekoo Lee(jaekoo@kookmin.ac.kr)

1. 서 론

초해상화(Super Resolution)는 저해상도의 영상을 고해상도 영상으로 변환하는 과업이다. 기존 영상의 품질을 향상할 수 있는 특성 때문에 초해상화는 CCTV 영상 데이터에서의 얼굴 인식, 특정 장면에서의 객체 탐지, 천문 영상, 의학 촬영 영상 등의 다양한 분야에서 사용된다[1]. 또한 초해상화

는 크게 하나의 영상을 이용하는지, 여러 영상을 이용하는지에 따라 SISR(Single Image Super Resolution)과 MISR(Multi Image Super Resolution)로 나뉜다. MISR이 SISR에 기초를 두고 있기 때문에 주로 SISR에 대한 연구가 주를 이루고 있다.

EDSR(Enhanced Deep Super-Resolution Network)[2]은 NTIRE2017 Super-Resolution Challenge[3]에서 우수한 초해상화 모델인데 제안된 당시 SOTA(State-Of-The-Art)를 달성하였다. EDSR이전에 제시되었던 SRResNet[4]은 영상 분류 과업과 같은 고수준의 과업을 해결하기 위해 고안된 ResNet[5]이라는 인공신경망 구조를 사용하였다. 하지만 SISR과 같은 저수준 과업을 풀기 위해서 ResNet구조를 동일하게 사용하는 것은 문제가 있었다. SRResNet과 같은 이전 인공신경망 구조들에서 불필요한 모듈들을 제거하여 최적화를 했고 훈련 과정을 안정화하여 EDSR은 SRResNet보다 성능이 향상되었다. 최적화를 통해 확보한 메모리 공간을 사용해 모델의 크기를 늘려서 구조를 보다 적합하게 수정할 수 있었고 활성화함수로는 ReLU[6]를 사용하였다.

최근 깊은 인공신경망 연구에서 ReLU 함수는 다른 활성화 함수들과 비교해서 간단한 구현과 일관된 성능 때문에 대부분의 모델들에서 표준 활성화함수로서 지배적으로 사용되었다. 특히 영상 분류 과업에서 좋은 성능을 보였다. 최근 ReLU의 단점들을 보완한 다양한 활성화함수들이 제안되었으며 대표적으로 Leaky ReLU[7], Swish[8], Mish[9]가 있다. 이 활성화 함수들은 특히 영상 분류 과업에서 기존의 ReLU함수보다 좋은 성능을 보였다. 따라서 초해상화 과업에서도 활성화함수를 대체하여 이러한 성능 향상을 얻을 수 있는지 검증할 필요성이 대두되었다.

본 논문에서는 초해상화 모델의 활성화함수를 기존의 ReLU에서 Leaky ReLU, Swish, Mish로 대체했을 때 모델의 성능을 높일 수 있는지 확인하였다. 초해상화 모델로는 초해상화 평가지표인 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)과 SSIM (Structural Similarity)에서 안정적인 성능을 보이는 EDSR을 사용하였다. 기존 ReLU와 더불어 Leaky ReLU, Swish, Mish 활성화함수를 EDSR에 변경하면서 활성화함수에 따른 성능을 비교 및 분석하였다.

실험에서는 초해상화 과업에서 주로 사용되는 5개의 데이터 집합을 사용하였고, 해상도를 각각 2배, 4배, 8배로 변환하는 경우로 나누어, 각 모델에서 활성화함수에 따른 성능 비교를 진행하였다.

2. EDSR (Enhanced Deep Super-Resolution Network)

EDSR은 SRResNet이 잔차 블록(Residual Block)에서 사

용했던 배치 정규화(Batch Normalization)층을 모두 제거하였다. 기존에 SRResNet에서는 배치 정규화를 사용해 인공신경망의 특징들을 정규화 시켜 인공신경망의 유연성을 저해하였는데 배치 정규화 층을 제거함으로써 인공신경망이 좀 더 유연하게 동작할 수 있었고 이를 통해 성능을 향상할 수 있었다. 또한 배치 정규화 층을 제거함으로써 학습 시에 GPU 메모리 사용량을 대략 40% 정도 절감할 수 있었고, 이렇게 확보한 메모리를 사용해 더 큰 모델을 구성하여 제한된 계산 자원하에서 SRResNet보다 더 좋은 성능을 얻을 수 있었다.

EDSR은 영상의 해상도를 2배, 3배, 4배로 변환하는 경우 각각에 대해서 따로 인공신경망을 학습하였다. 각각의 네트워크는 구조가 모두 동일하지만 Up-sampling 부분만 변환할 해상도 크기에 맞게 서로 다른 구조를 가지고 있다. 또한 잔차 블록 구조에 Residual Scaling 층이 존재하는데, 이는 곱셈 연산을 적용한 것으로 잔차 블록의 최종단에서 요소별 덧셈(Element-wise Sum)을 수행하기 이전에, 컨볼루션을 통과한 특징 행렬(Feature Matrix)에 일정한 적당히 작은 상수 값을 곱해주는 부분이다. 배치 정규화를 사용하지 않아 학습에 어려움이 있었는데, Residual Scaling을 적용함으로써 인공신경망이 좀 더 안정적으로 학습될 수 있게 되었다.

해상도를 2배로 변환하는 모델은 처음부터 학습을 시켰지만 3배, 4배로 변환하는 모델은 기존에 2배로 학습한 모델을 사전 학습된 인공신경망으로 두고 학습을 진행하였다. 이렇게 학습한 모델이 가중치가 초기화된 모델보다 최종적으로 더 좋은 성능을 보여주었다.

활성화함수로는 ReLU 함수를 사용하였는데, Fig. 1에서 보면 잔차 블록에서 ReLU를 사용하는 것을 볼 수 있다.

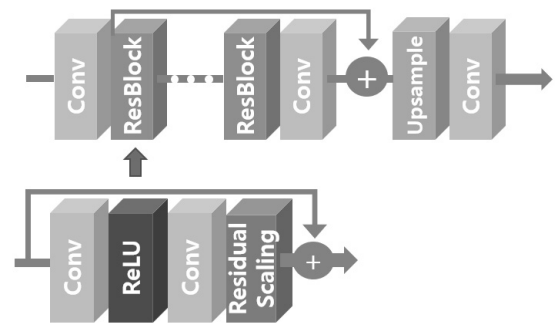


Fig. 1. EDSR Structure

3. 활성화함수(Activation Function)

Fig. 2에서는 본 논문에서 사용된 ReLU, Leaky ReLU, Swish, Mish 활성화함수를 표현하였다. Equation (1)은 ReLU 함수의 수식을 표현하였으며, ReLU를 사용하면 깊은

인공신경망에서 Sigmoid 또는 Tanh 함수를 사용한 것보다 더 쉽게 최적화가 된다. Sigmoid와 Tanh같은 활성화함수들은 입력이 커지면 미분 값이 포화가 되어 오류를 전달 못 하는 문제가 있었는데, ReLU는 양수 영역에서 값이 선형적으로 출력되어 경사소멸(Vanishing Gradient)을 피할 수 있다. 그리고 구현이 매우 간단하고 연산 비용이 많이 들지 않는다.

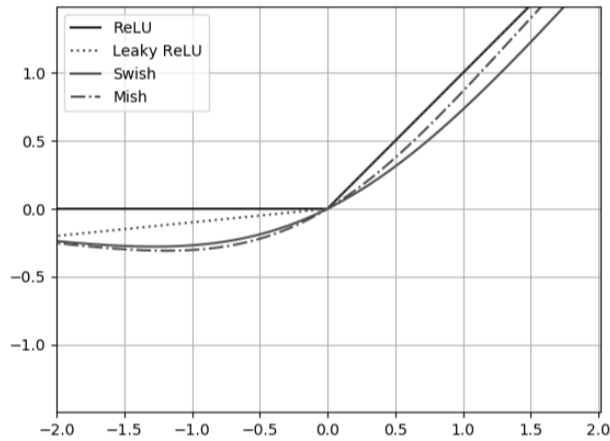


Fig. 2. Activation Function Comparison Graph

$$f(x) = \begin{cases} f(x) = 0 & \text{if } (x < 0) \\ f(x) = x & \text{if } (x \geq 0) \end{cases} \quad (1)$$

또한 입력으로 들어오는 값이 음수면 출력을 모두 0으로 처리하여 규제 효과를 얻을 수 있다. 하지만 이러한 특성 때문에 해당 노드가 학습이 안 되는 단점이 있다.

$$f(x) = \begin{cases} f(x) = \alpha x & \text{if } (x < 0) \\ f(x) = x & \text{if } (x \geq 0) \end{cases} \quad (2)$$

이러한 단점을 극복하고자 Leaky ReLU라는 활성화함수가 제안되었다. Equation (2)는 Leaky ReLU 함수의 수식을 표현하였다. Leaky ReLU는 음수 영역을 모두 0으로 처리하는 ReLU의 단점을 보완하여 만들어진 활성화함수이다. Leaky ReLU는 ReLU와 거의 유사하지만, ReLU와 달리 음수 영역에서, 0에서 1의 범위를 갖는 사용자 매개변수 α 값에 따라 조정되는 작은 기울기를 부여한다.

$$f(x) = x \cdot \sigma(x) \quad (3)$$

입력값이 음수면 출력을 모두 0으로 처리해서 해당 노드가 학습이 안되는 ReLU의 단점을 해결하기 위해 또 다른 활성화 함수인 Swish가 제안되었다. Equation (3)은 Swish 함수의 수식을 표현하였으며, Swish는 ReLU와 달리 부드럽고 비

단조함수(Non-monotonic Function)이다. Swish는 큰 음수값이 입력되면 출력이 0이 되어 미분 값이 포화되지만, 작은 음수값이 입력되면 들어온 값을 어느 정도 보존한다. 이런 특성을 바탕으로 기존 ReLU의 문제를 어느 정도 해결하여 최적점에 더욱 잘 도달하게 해준다. 또한 Swish의 부드러운 오차 손실 경사(Loss Landscape)는 학습률과 초깃값에 대한 민감성을 줄일 수 있다. 이후에 Swish와 유사한 Mish라는 활성화함수도 제안되었다.

$$f(x) = x * \tanh(\zeta(x)) \quad (4)$$

Equation (4)는 Mish 함수의 수식을 표현하였으며, Mish도 Swish와 유사하게 부드럽고 비 단조함수이다. 양수 영역에서 값이 선형적으로 증가하는 ReLU와 달리 Mish는 부드럽게 증가하기 때문에 지속해서 미분이 가능하다. 이는 효과적인 최적화와 일반화를 하는 데 도움이 된다. 그러나 ReLU, Swish와 비교하여 계산비용이 더 많이 필요해서 학습 시 세대(Epoch) 당 더 많은 시간이 소요된다.

4. 실험

실험에서 학습은 초해상화에서 보편적으로 사용되는 DIV2K[2] 데이터집합을 공통으로 사용하여, EDSR 모델의 활성화함수를 ReLU, Leaky ReLU, Swish, Mish로 변경하면서 각각 학습시켰다. 이때 EDSR 모델은 해상도를 2배로 변환하는 모델, 4배로 변환하는 모델, 그리고 8배로 변환하는 모델을 각각 학습시켰다. 학습을 시킬 때 활성화함수 이외의 다른 매개 변수들은 기존의 EDSR 모델과 동일하게 학습을 진행하였다. Leaky ReLU의 α 값은 0.01로 설정하여 학습을 진행하였다.

테스트는 초해상화 모델에서 보편적으로 사용되는 총 5가지 데이터집합(DIV2K[3], SET5[10], SET14[11], B100[12], Urban100[13])을 사용해 진행하였다. 성능 지표로 영상 또는 동영상 손실 압축에서 화질 손실 정보를 평가할 때 사용되는 PSNR과 영상 품질을 측정하기 위한 구조적 유사도 지수를 구할 때 사용되는 SSIM을 사용하였다.

Table 1은 5가지의 데이터집합 별로 해상도를 2배로 변환하는 경우, 해상도를 4배로 변환하는 경우, 그리고 해상도를 8배로 변환하는 경우에 활성화함수에 따른 성능을 비교한 결과이다. EDSR에서 기존에 활성화함수로 사용하던 ReLU를 기준으로 하였다.

결과를 보면 해상도를 2배로 변환하는 경우, 기존 EDSR 모델의 활성화함수로 사용되던 ReLU가 실험에 사용된 다른 활성화함수들 보다 비슷하거나 높은 성능을 보인다.

ReLU를 기준으로 PSNR과 SSIM이 평균적으로, Leaky ReLU는 8.50%, 3.58% 낮았고, Swish는 0.23%, 0.06% 낮

Table 1. Result of Comparing EDSR Performance with Different Activation Functions

Scale	DataSet	ReLU		Leaky ReLU		Swish		Mish	
		PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
x2	DIV2K[3]	36.56	0.9407	33.71	0.9140	36.47	0.9401	36.48	0.9401
	Set5[10]	38.19	0.9445	35.32	0.9237	38.19	0.9447	38.19	0.9447
	Set14[11]	33.95	0.8969	31.60	0.8723	33.88	0.8966	33.83	0.8965
	B100[12]	32.35	0.8928	30.65	0.8683	32.31	0.8922	32.33	0.8922
	Urban100[13]	32.97	0.9268	28.02	0.8583	32.77	0.9252	32.79	0.9251
	Average	34.80	0.9203	31.86	0.8873	34.73	0.9198	34.72	0.9197
x4	DIV2K	30.73	0.8269	30.74	0.8271	30.74	0.8270	30.69	0.8258
	Set5	32.48	0.8686	32.55	0.8692	32.51	0.8690	32.48	0.8679
	Set14	28.82	0.7511	28.82	0.7514	28.83	0.7513	28.79	0.7501
	B100	27.72	0.7189	27.73	0.7191	27.73	0.7190	27.70	0.7176
	Urban100	26.65	0.7836	26.67	0.7844	26.67	0.7841	26.55	0.7809
	Average	29.28	0.7898	29.30	0.7902	29.30	0.7900	29.24	0.7885
x8	DIV2K	27.05	0.6976	27.01	0.6959	27.06	0.6975	27.06	0.6975
	Set5	27.16	0.7311	27.13	0.7303	27.15	0.7304	27.17	0.7312
	Set14	25.07	0.5980	25.01	0.5968	25.11	0.5987	25.14	0.5992
	B100	24.88	0.5696	24.86	0.5686	24.90	0.5688	24.88	0.5693
	Urban100	22.70	0.5995	22.61	0.5951	22.69	0.5981	22.71	0.5993
	Average	25.37	0.6392	25.32	0.6373	25.38	0.6391	25.39	0.6393

았으며, Mish는 0.23%, 0.07% 낮았다. 종합적으로는 ReLU가 비교에 사용된 다른 활성화함수들보다 PSNR과 SSIM에서 평균적으로 약 2.99%, 1.24% 정도 성능이 높은 것을 알 수 있었다.

해상도를 4배로 변환하는 경우에는 Leaky ReLU와 Swish가 기존에 사용되던 ReLU보다 약간 더 높은 성능을 보인다. ReLU를 기준으로 PSNR과 SSIM이 평균적으로, Leaky ReLU는 0.06%, 0.05% 높았고, Swish는 0.06%, 0.03% 높았으며, Mish는 0.14%, 0.17% 낮았다.

해상도를 8배로 변환하는 경우에는 Mish가 기존에 사용되던 ReLU보다 약간 더 높은 성능을 보인다. ReLU를 기준으로 PSNR과 SSIM이 평균적으로 Leaky ReLU는 0.2%, 0.29% 낮았고, Swish는 PSNR 수치가 0.03% 높았지만 SSIM 수치는 0.01% 낮았으며, Mish는 0.06%, 0.02% 높았다.

결과적으로 해상도를 2배로 변환하는 경우, ReLU가 가장 성능이 좋았던 결과를 보였으며, ReLU의 음수 영역을 0으로 만드는 특성이 다른 초해상화 모델보다 상대적으로 층수가 깊고 채널이 많은 EDSR 모델에 규제효과로 작용하여 가장

좋은 성능을 보인 것으로 해석된다. 이에 비해 해상도를 4배로 변환하는 경우는 해상도가 4배로 커지는 만큼 저해상도 영상과 변환된 고해상도 영상 간의 사상(Mapping) 관계가 복잡하다. 따라서 Leaky ReLU와 Swish가 ReLU보다 약간 향상된 성능을 보인 결과는 해상도를 4배로 변환하는 경우에 사상 관계의 복잡성에 대응하는 모델의 용량이 상대적으로 적절해져 음수 영역을 0으로 만드는 ReLU의 규제효과가 큰 의미를 가지지 못한 것으로 판단된다. 이러한 이유로 Leaky ReLU와 Swish가 ReLU보다 성능이 다소 향상된 것으로 해석된다. Table 1에서 볼 수 있듯이 음수 영역을 0으로 만들지 않고 값을 어느 정도 유지하는 특성을 가진 Leaky ReLU가 해상도를 2배로 변환하는 경우, ReLU에 대비해 성능이 크게 하락하였지만, 해상도를 4배로 변환하는 경우에는 오히려 ReLU보다 성능이 다소 향상된 결과가 이러한 해석을 뒷받침한다.

해상도를 8배로 변환하는 경우에는 Mish가 ReLU보다 PSNR과 SSIM 수치에서 약간의 성능 향상을 보였고 Swish는 PSNR 수치에서만 약간의 성능 향상을 보였다. 하지만 해

상도를 4배로 변환하는 경우에서 ReLU보다 좋은 성능을 보였던 Leaky ReLU는 8배로 변환하는 경우에는 성능 하락이 발생하였다. 이는 작은 음수값이 입력되면 들어온 값을 어느 정도 보존하고 큰 음수값은 0으로 출력하는 Swish, Mish와 달리 Leaky ReLU는 큰 음수값 또한 보존하는 특성으로 인해 발생하는 문제로 판단된다.

5. 결 론

본 논문에서는 초해상화 과업에서 좋은 성능을 보인 EDSR 모델과 ReLU를 대체하기 위해 제안된 활성화함수인 Leaky ReLU, Swish, Mish를 비교분석 하였다. 5가지 데이터 집합을 사용하여 각 활성화함수에 따른 EDSR 모델의 성능을 정량화 하였다. 해상도를 2배로 변환하는 경우, 기존에 사용하던 ReLU가 가장 성능이 좋았지만, 해상도를 4배로 변환하는 경우에는 Leaky ReLU와 Swish가 ReLU보다 다소 향상된 성능을 보였다. 해상도를 8배로 변환하는 경우에는 Mish가 ReLU보다 다소 향상된 성능을 보임을 확인하였다.

본 연구에서 해상도를 4배로 변환하는 EDSR 모델에서 Leaky ReLU와 Swish가 ReLU에 대비해 다소 향상된 성능을 보였고 해상도를 8배로 변환하는 EDSR 모델에서 Mish가 ReLU에 대비해 다소 향상된 성능을 보였다. 그에 따라 향후 연구에서는 ReLU를 활성화함수로 사용하는 다른 초해상화 모델에 활성화함수를 Leaky ReLU, Swish, Mish로 대체하는 비교실험을 수행하는 것도 필요하다고 판단된다.

References

[1] Saeed Anwar, Salman Khan, and Nick Barnes, "A Deep Journey into Super-resolution: A Survey," arXiv:1904.07523, 1, 2019.

[2] B. Lim, S. Son, H. Kim, S. Nah, and K. M. Lee, "Enhanced Deep Residual Networks for Single Image Super-Resolution," In *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017, 1.

[3] R. Timofte, E. Agustsson, L. Van Gool, M.-H. Yang, L. Zhang, B. Lim, S. Son, H. W. Kim, et al., "NTIRE 2017 Challenge on Single Image Super-Resolution: Methods and Results," In *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017, 1,2,4,6,7,8.

[4] C. Ledig, L. Thesis, F. Huszar, J. Caballero, A. Cunningham, A. Acosta, A. Aitken, A. Tejani, J. Totz, Z. Wang, et al, "Photo-realistic Single Image Super-resolution using a Generative Adversarial network," arXiv:1609.04080,1,2,3,4,5,6,7, 2017.

[5] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," In *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016, 3.

[6] Nair, Vinod and Hinton, Geoffrey E, "Rectified Linear units Improve Restricted Boltzmann Machines," In *International Conference on Machine Learning*, 2010, pp.807-814.

[7] Bing Xu, Naiyan Wang, Tianqi Chen, Mu Li, "Empirical Evaluation of Rectified Activations in Convolutional Network," arXiv:1505.00853, 1, 2015.

[8] Prajit Ramachandran, Barret Zoph, and Quoc V. Le, "Swish: a Self-gated Activation Function," arXiv:1710.05941 7, 1, 2017.

[9] Diganta Misra, "Mish: A Self Regularized Non-Monotonic Neural Activation Function," arXiv:1908.08681, 1, 2019.

[10] M. Bevilacqua, A. Roumy, C. Guillemot, and M. L. Alberti-Morel, "Low-complexity Single-image Super-resolution Based on Nonnegative Neighbor Embedding," In *British Machine Vision Conference*, 2012, 2,4.

[11] R. Zeyde, M. Elad, and M. Protter, "On Single Image Scale-up using Sparse-representations," In *Proceedings of the International Conference on Curves and Surfaces*, 2010, 2,4.

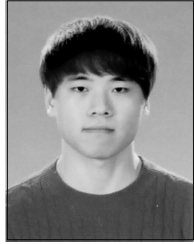
[12] D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, and J. Malik, "A Database of Human Segmented Natural Images and its Application to Evaluating Segmentation Algorithms and Measuring Ecological Statistics," In *International Conference on Computer Vision*, 2001, 4.

[13] J.-B. Huang, A. Singh, and N. Ahuja, "Single Image Super-resolution from Transformed Self-exemplars," In *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015, 2,4,6.



유 영 준

https://orcid.org/0000-0001-9836-8732
 e-mail : junyoo96@kookmin.ac.kr
 2020년 국민대학교 소프트웨어전공(학사)
 2020년 ~ 현재 국민대학교 컴퓨터공학과 석사과정
 관심분야 : Artificial Intelligence (AI) & Super Resolution



김 대 희

<https://orcid.org/0000-0001-9676-9604>
e-mail : frshield2@kookmin.ac.kr
2020년 국민대학교 소프트웨어전공(학사)
2020년~현 재 국민대학교 컴퓨터공학과
석사과정
관심분야: Artificial Intelligence (AI) &
Super Resolution



이 재 구

<https://orcid.org/0000-0002-5947-5487>
e-mail : jaekoo@kookmin.ac.kr
2018년 서울대학교 전기컴퓨터공학부(박사)
2011년~2013년 LG전자 CTO부문
(주임연구원)
2018년 SK텔레콤 ICT기술원(매니저)
2018년~현 재 국민대학교 SW학부 조교수
관심분야: Artificial Intelligence (AI), Machine Learning,
Data Science