

운전자 시각환경의 개선을 위한 비전시스템



202055516 김명서

201924648 나인수

201924420 김도은

지도교수 박진선

목 차

1.	33	
1.1.	33	
1.2.	33	
1.3.	33	
2.	44	
2.1.	4	4
2.1.1.	밝기 개선 모델 (MIRnet, zero-DCE)	4
2.1.2.	빛 번짐 완화 모델 (SRGAN, Pixel2Pixel, CycleGAN)	6
2.1.3.	차선 인식 모델	8
2.1.4.	모델 평가 지표	48
2.2.	99	
3.	1010	
3.1.	100	
3.1.1.	10(MIRnet, zero-DCE)	10
3.1.2.	14 (SRGAN, Pixel2Pixel, CycleGAN)	11
3.2.	1919	
3.3.	211	
3.3.1.	Error! Bookmark not defined.	1
3.3.2.	233	
4.	24	24
4.1.	연구 결과	24

4.2. 의의 및 한계	24
4.3. 개발 일정 및 역할 분담	25
5.	266
6.	266

1. 서론

1.1. 연구 배경

최근 시중에는 일명 '눈뽕방지가드'라는 이름으로 야간에 맞은편에서 오는 차의 상향등으로 인한 눈부심을 상쇄해 주는 기구가 성행 중이다. 아이오닉 5는 디지털 사이드 미러를 도입해 야간과 우천 주행 시 선명한 후방 시야 확보하고 전후방 사각 지대를 최소화 했다. 이렇듯 시각적으로 도움을 받아 안전사고를 줄이고자 하는 시도가 요구되고 있다.

그렇다면 전방 유리도 카메라와 디스플레이로 대체해보면 어떨까. 이미지 처리 모델을 적용한 화면을 디스플레이에 송출함으로써 강한 빛으로 인한 눈부심 등의 위험요소를 배제할 수 있다. 또한 차선 인식 기능을 넣어 운전자에게 더 나은 환경을 제공할 수 있을 것이다. 따라서 빛 번짐 및 밝기 개선 ai모델을 적용한 차량 시스템을 개발해 보고자 했다.

1.2. 기존 문제점

기사 AI 타임즈에 따르면 자동차의 자율 주행 시 사고 대부분이 야간에 발생하였고, 이를 야간 주행 시각 제한으로 인한 인식 오류 등을 원인으로 꼽는다. 해당 과제에서는 인공지능을 통해 조명의 빛 번짐을 완화하고, 밝기를 개선하여 야간 주행 시 주변 차량을 원활히 인식할 수 있도록 선명한 주변 시야를 제공하여 야간 주행의 안전성을 높이하고자한다.

1.3. 연구 목표

도로에서의 빛 번짐 완화하고 밝기를 개선하면 어두운 환경에서의 운전자 주행에 도움이 될 것이다. 따라서 밝기 개선 모델과 빛 번짐 완화 모델을 적용한 실시간 시스템을 만들고자 한다. 이후 성능이 충분하다면 차선 인식 모델도 적용해보려 한다.

카메라가 찍고 있는 영상을 렌더링해주는 동시에 최대 3가지의 모델을 적용해서 송출하는 시스템을 만들기 위해서는 용량, 성능 등을 고려해야 한다. 따라서 데스크톱 환경에서 사용

가능하도록 설계할 예정이다. 인간이 인식할 수 있는 최대 frame이 초당 60 프레임이므로 부드러운 영상을 위해서는 적어도 60 프레임을 사용해야 한다. 따라서 60 프레임이라는 요구 조건을 만족시킬 만한 inference time이 필요하다. 이미지 한 장당 inference time의 목표는 렌더링 시작 시점부터 20ms 이다. 클라우드를 사용하는 경우에는 동영상 스트리밍이 원활하게 가능할 정도의 네트워크 속도와 서버가 필요하다.

2. 연구 배경

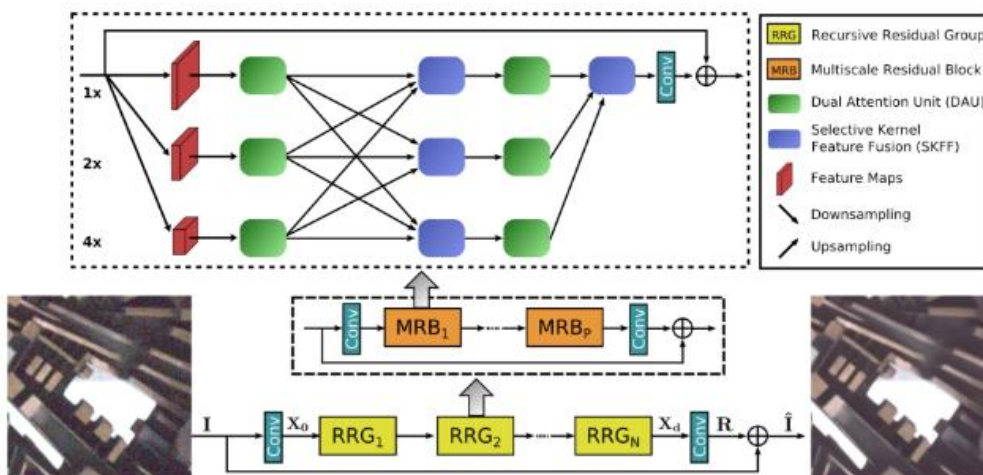
2.1. 모델 연구 및 분석

2.1.1. 밝기 개선 모델

밝기 개선을 위해 두 가지 모델 후보를 검토했다. MIRNet와 Zero-Reference Deep Curve Estimation (zero-DCE)이다.

- MIRnet

MIRnet은 다음 이미지와 같은 구조를 하고 있다. (논문 발췌)



RRG 모듈 여러 개와 skip connection으로 이루어져 있으며, 하나의 RRG는 여러 개의 MRB 모듈과 skip connection으로 구성된다. 또 MRB 모듈은 DAU(Dual Attention Unit)와 SKFF(Se

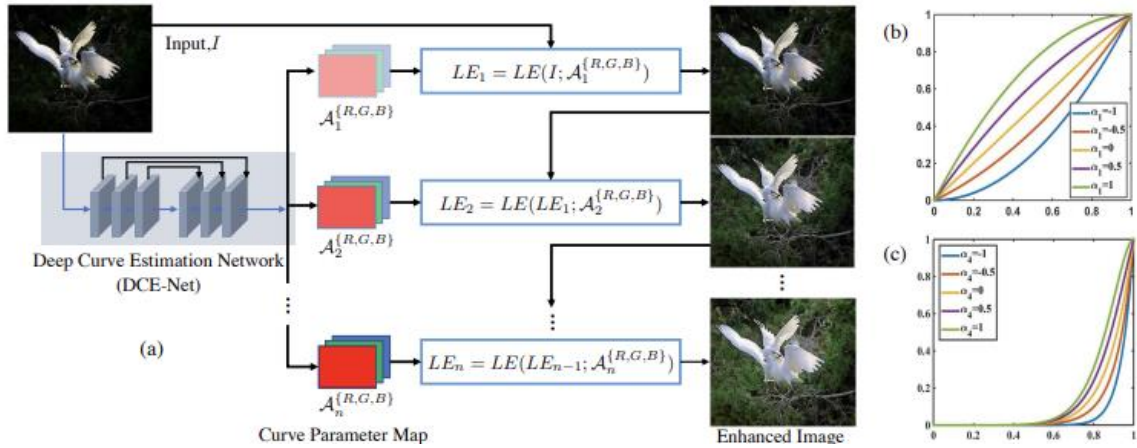
lective Kernel Feature Fusion)의 조합으로 구성된다. 입력 이미지를 다양한 scale로 sampling해서 DAU와 SKFF의 조합에 통과하면서 병렬 stream끼리 정보를 공유하고 중요한 것들만 선별된다. DAU에서는 channel과 spatial 관점에서의 attention 이 병렬로 일어나고 그 결과물들이 집계된다. 또한 skip connection으로 연결된다. 2개의 관점의 attention을 통해서 불필요한 정보를 지우고 유용한 정보만 남겨둔다. SKFF에서는 다양한 scale의 convolution stream들로 부터 나온 정보를 컴바인 하여 global feature descriptor를 만든 다음, 이것을 사용하여 각 stream들을 재집계하고 마지막으로 하나로 합친다. 이를 통해서 여러 해상도의 정보를 공유하면서도 공간적 정보를 보존할 수 있다.

MIRNet은 어두운 이미지와 해당 이미지의 밝은 버전으로 구성된 쌍 데이터셋을 사용하여 학습된다. MIRNet은 어두운 이미지의 밝기를 개선하는 능력을 갖추고 있으며, 세부 사항을 보존하면서 이미지를 개선할 수 있다. 따라서 어두운 이미지와 해당 이미지의 밝은 버전으로 구성된 LOL Dataset으로 학습시켜서 조도 개선 모델을 만들어 적용시키는 시도를 하였다. LOL Dataset은 low-resolution과 high resolution으로 구성되며, training 에서 300개의 이미지 쌍과 validation에서 185개의 이미지 쌍을 사용한다. MIRNET 특성 상 적은 데이터셋에도 효과적으로 학습된다. 이미지의 크기는 400×600 이며 batch size는 4 이다. 이 모델은 저조도 이미지에서 밝기를 개선하는 데 탁월한 성능을 보인다는 특징이 있다.

- zero-DCE

zero-DCE 는 입력 이미지에 커브를 매핑하여 이미지를 향상시키는 기법으로, DCE-net에 이미지를 입력하고, 오로지 입력 이미지에만 의존하여 결정된 LE-curve를 대응해 학습시킨다. DCE-net는 여러 개의 CNN레이어로 구성되며, 참고 논문에 따라 7개로 아키텍처를 구성하였으며 레이어가 서로 대칭되게 연결한다. 각 레이어는 스트라이드1의 3×3 크기의 커널 3개 통과시킨 후 각각 ReLU 활성화 함수 적용하고, 과정에서 다운 샘플링이나 배치 정규화

를 사용하지 않는다. 최종 컨볼루션 레이어의 활성화 함수는 tanh를 적용한다. 아래는 모델의 구성도이다. (논문 발췌)



LE-curve는 채널별로 최적 커브 파라미터 맵이 다르게 도출된다. 커브를 도출하는데는 여러 개의 zero reference 손실 함수가 적용되는데 각각 공간적 일관성, 노출 레벨 조정, 색상 불변성 손실, 이웃 픽셀과의 단조성 유지를 획득하기 위해 사용된다. zero-DCE의 경우에는 MIRNet보다 대략 10배 빠른 이미지 처리 시간을 보여주지만 이미지 크기가 제한적이고 결과물의 퀄리티도 떨어지는 단점이 있다.

2.1.2. 빛 번짐 완화 모델

빛 번짐을 완화하기 위해서는 빛 번짐 현상으로 인해 가려졌던 부분을 주변 이미지 정보를 이용해 새로 생성할 필요가 있다. 따라서 빛 번짐 모델로는 이미지를 생성하는 GAN 모델을 사용하였다. 빛 번짐 완화 모델을 제작하기 위해 시도했던 모델은 크게 3가지이다.

- SRGAN

초기에는 빛 번짐을 완화하기 위해서 저해상도 이미지를 고해상도 이미지로 복원시켜주는 SRGAN(super resolution GAN)을 사용하려 하였다. GAN 이외에도 SRCNN, SRResNet 등이 있지만 연산량, 이미지 디테일 묘사 정도를 고려하여 SRGAN 방식을 채택하기로 했다. 논문 "Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network,

2017 CVPR"에서 SRGAN의 연산과 성능을 확인할 수 있다. 모델의 구조는 아래와 같다. (논문 발췌)

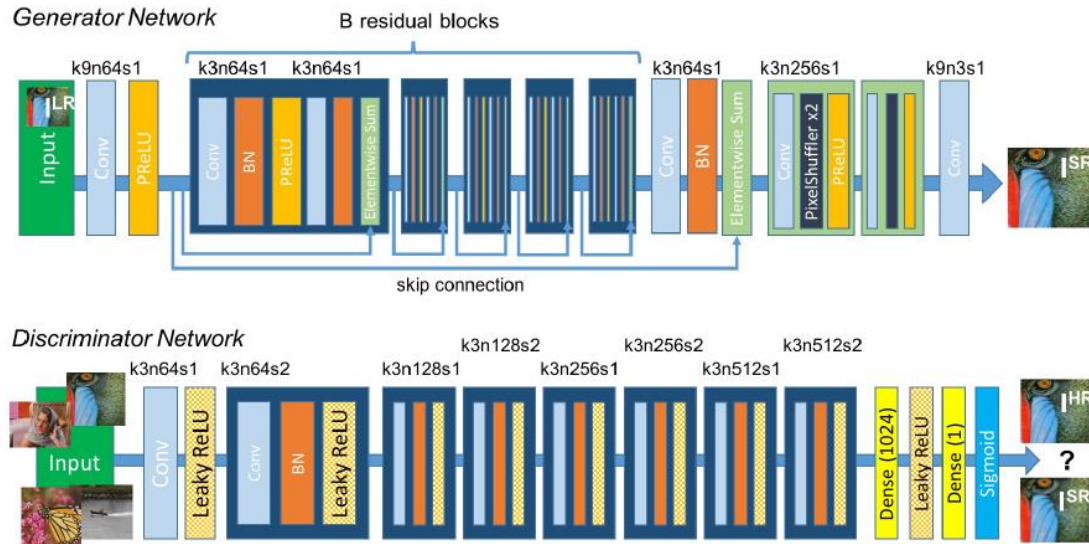


Figure 4: Architecture of Generator and Discriminator Network with corresponding kernel size (k), number of feature maps (n) and stride (s) indicated for each convolutional layer.

Generator의 경우에는 residual block을 사용하여 레이어를 깊게 쌓아도 성능이 떨어지지 않도록 한다. 또한 단순히 PSNR값이 좋도록 모델을 학습하는 것이 아닌 사람들이 직접 눈으로 보기에 뛰어난 성능이 되도록 perceptual loss를 사용한다. 기존의 SRGAN은 bicubic을 사용하여 low-resolution의 이미지를 생성하는 과정을 거친다.

우선 데이콘에서 주최한 "카메라 이미지 품질 향상 AI 경진대회"에서 제공했던 빛 번짐과 관련된 이미지 데이터 셋을 사용하여 모델 학습을 시도하였다. 해당 데이터 셋은 품질 향상 처리 전, 후의 쌍으로 구성되어 있다. 뒤에서는 해당 데이터 셋을 "빛 번짐용 데이터셋"으로 명한다.

- Pixel2Pixel

pixel2pixel는 학습 시에 paired dataset을 이용하며 이미지를 변환하여 새로운 이미지를 생성 하는 모델로 두 이미지를 합치는 전처리 과정 후 학습이 가능하다. pixel2pixel의 경우에

는 특정 입력과 출력 데이터 셋에 튜닝되어진 모델이기 때문에 빛 번짐 완화용 데이터 셋을 이용하여 학습하여야 한다

- **CycleGAN**

Unpaired 데이터 셋을 바탕으로 학습하는 cycleGAN을 위해 선별한 ExDark와 빛 번짐용 완화 데이터 셋 일부를 취합하여 새로운 데이터 셋을 생성하였다. 야간 운전에서의 빛번짐 완화가 목표이므로 밤 이미지를 위주로 구성되어 있는 ExDark 데이터셋을 이용하였다. 해당 데이터셋에서 빛 번짐이 없는 데이터만, 칼라 데이터만을 일부 추려 사용하였다. 밤 데이터만 사용하면 결과 이미지 또한 어두워질 것을 고려하여 이전에 사용했던 빛 번짐용 paired 데이터의 일부를 추려서 추가했다. 다음부터는 해당 데이터셋을 "야간용 데이터 셋"으로 명한다.

2.1.3. 차선 인식 모델

빛 번짐 완화와 밝기 개선에 성공하면 운전자의 주행을 도와주고자 차선 인식 모델을 개발하기로 계획하였다. 기존에 차선 인식은 canny edge detection과 딥러닝 모델을 사용하는 방식으로 두 가지 접근 방식을 고려했으나 성능 및 실시간성 문제로 이번 과제에서 차선 인식 모델은 생략하기로 한다.

2.1.4. 모델 평가 지표

밝기 개선 모델에 적용할 방식을 선택하고, 전체 시스템을 평가하기 위해 아래 두가지 기준을 설정하였다.

- **이미지 처리 시간**

개발하고자하는 빛 번짐 및 밝기 개선 AI 모델은 운전 시의 보조 역할을 해주는 모델이므로 실시간으로 정보를 처리하는 능력이 중요하다. 따라서 모델을 평가할 때에 이미지 처리에 걸리는 시간을 중요하게 고려해야한다.

- **MOS(Mean Opinion Score)**

해당 모델은 자율주행이 아닌 운전자를 위한 모델이므로 이미지의 퀄리티를 측정하는 P
SNR, SSIM과 같은 지표보다는 사람의 주관적인 의견이 우선되어야 한다. 따라서 불특
정 다수에게 결과 이미지 퀄리티의 좋고 나쁨을 평가하도록 할 예정이다.

2.2. 시나리오 작성

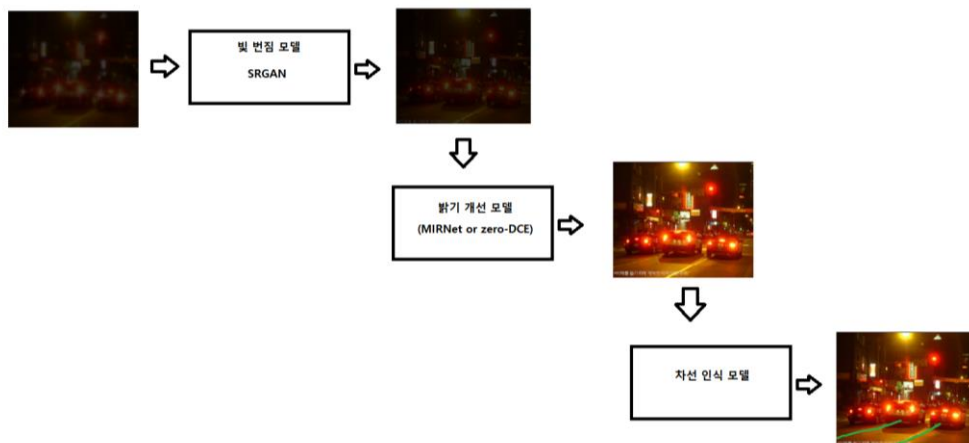
1. 차량 시스템 카메라를 통해서 촬영된 영상을 프레임 단위로 나눈다.
2. 각 프레임 사진을 여러 모델에 순서대로 적용시킨다.
 - 1) 빛 번짐 모델
 - 2) 밝기 개선 모델

* 위의 두 모델을 적용시켰을 때 충분한 성능을 보여준다면

차선 인식 모델을 추가로 적용시킨다.

3. 최종적으로 적용된 프레임들을 다시 합쳐서 사용자에게 영상으로 보여준다.
4. 이런 데이터 흐름을 실시간으로 적용시키기 위해서 open cv를 사용한다.

전체적인 시스템 흐름도는 아래와 같다.



3. 연구 내용

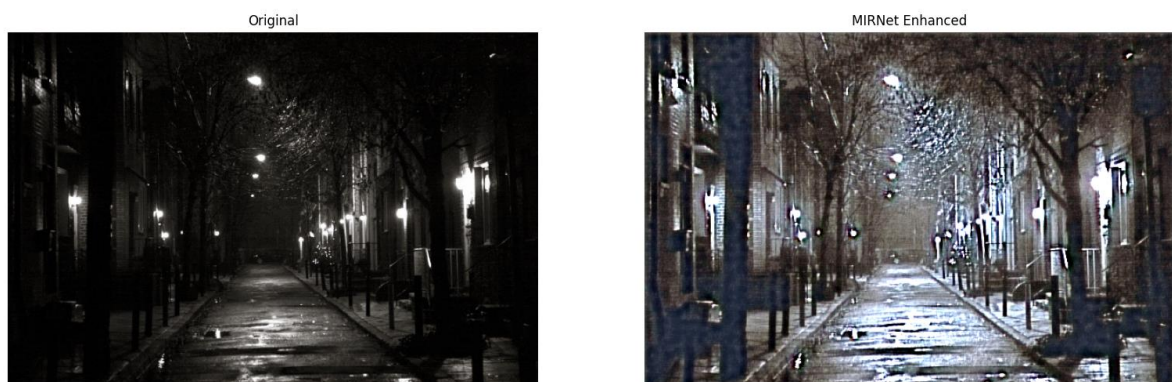
3.1. 모델 평가

3.1.1. 밝기 개선 모델

- MIRnet

처음에는 논문에 제시한대로 RRG 개수를 3개, RRG당 존재하는 mrb 개수를 2개로 설정했지만 inference time이 너무 느려서 축소했다. 결과적으로는 $rrg = 1$, $mrb = 1$, $channel = 64$ 로 결정했다.

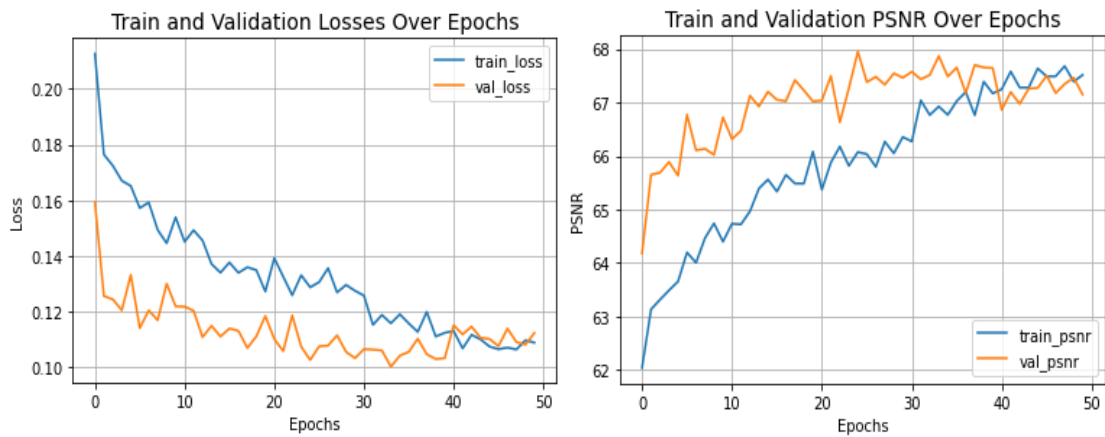
MIRNet의 경우에는 직접 학습한 모델로 이미지 결과를 대체한다. MIRNet의 경우에는 모델 적용 후에도 이미지 퀄리티가 좋은 반면에 이미지 처리 시간이 길다는 단점이 있다. 이미지 처리 시간을 줄이기 위해서 모델을 수정 중에 있다. 다음은 실제 적용한 이미지 사진이다. 원래 이미지의 크기는 좀 더 컸지만 여기서 학습된 MIRNet에 입력가능한 이미지의 크기가 정확하게 정해진것은 아니지만 특정 크기의 이미지를 입력할 때 오류가 발생해서 학습데이터 셋과 같은 크기인 600x400으로 이미지 크기를 조절 후 입력했다.



학습은 논문에 나와있는대로 Charbonnier Loss(손실함수 L2에서 엡실론포함)를 사용하고 P SNR이라는 평가방식을 사용하며 옵티마이저는 Adam을 사용했다. training 과 validation data의 loss를 일정하게 맞추기 위해서 epoch을 50으로 설정했다. 모델 학습을 마치고 로컬에

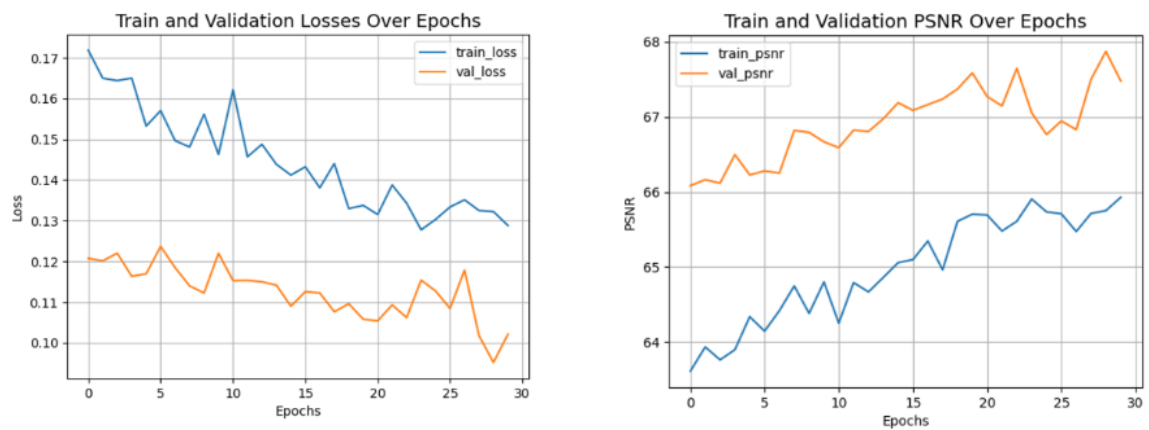
적재하기 위해서 saved model 형식으로 모델을 저장했다. 모델의 성능과 RTX3060 기준 inference time은 하이퍼파라미터 별로 다음과 같다.

rrg=2 mrb=3 channel=64



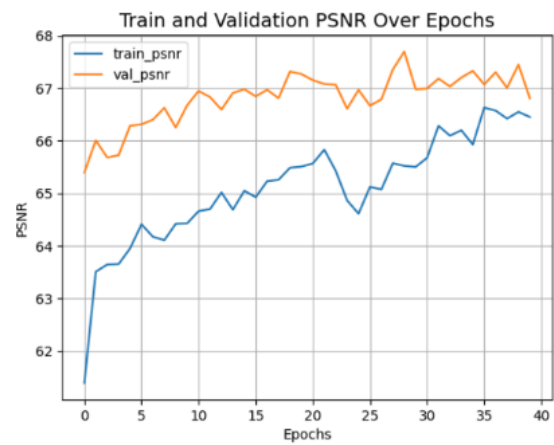
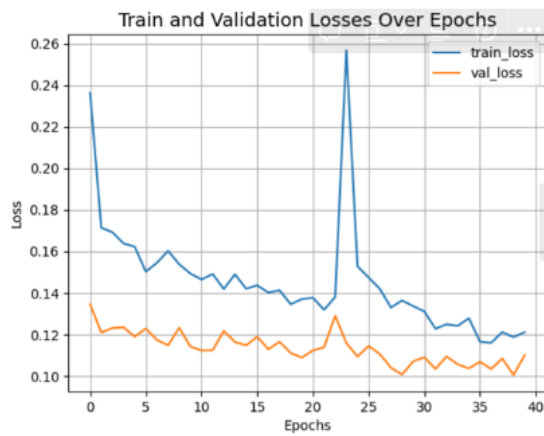
inference time = 15s

rrg=1 mrb=1 channel=64



inference time = 0.2s

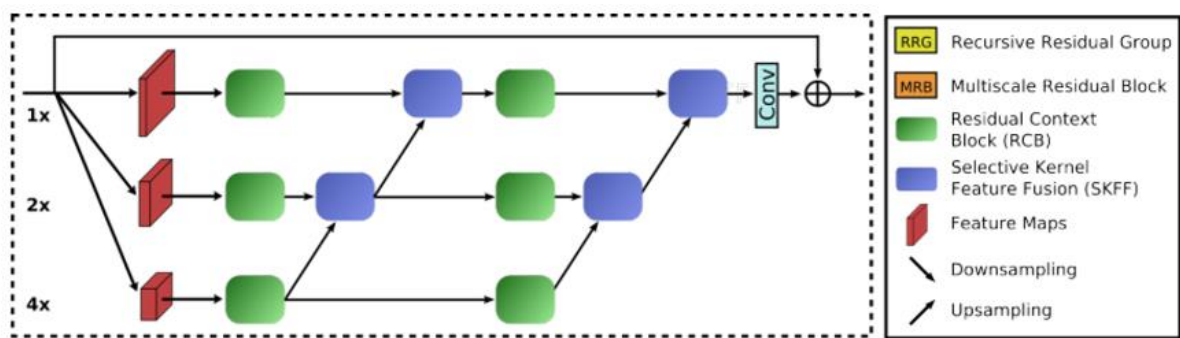
rrg=1 mrb=2 channel=64



inference time = 0.3s

이대로 가면 실시간성을 만족시킬 수 없어서 다음 논문을 참고해서 모델의 구조를 조금 변경했다.

Learning Enriched Features for Fast Image Restoration and Enhancement



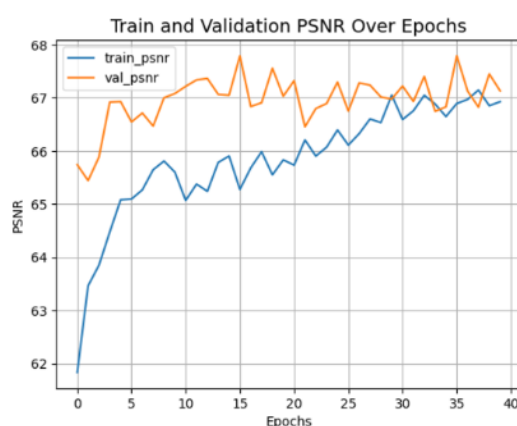
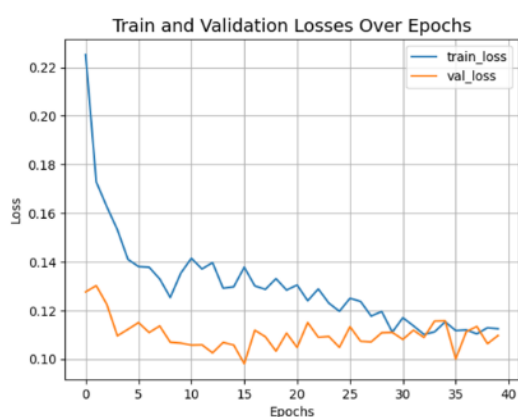
위 모델은 mirnet과 비교했을 때 성능차이가 다음과 같다.

	PSNR	Params (M)	FLOPs (B)	Convs	Activations (M)	Train Time (h)	Inference Time (ms)
MIRNet [9]	39.72	31.79	785	635	1270	139	142
MIRNet-v2 (Ours)	39.84	5.9 (81% ↓)	140 (82% ↓)	406 (36% ↓)	390 (69% ↓)	63 (55% ↓)	39 (72% ↓)

위 모델은 높은 해상도에서 낮은 해상도의 convolution stream로 가는 정보전달은 비효율적이어서 제거했다. 낮은 해상도에서 높은 해상도로 가는 정보전달만 남는다. 그리고 DAU대신 RCB를 통해서 feature map을 attention한다.

epoch = 40기준 하이퍼파라미터별 성능은 다음과 같다.

rrg=1 mrb=1 channel=64



inference time : 0.1s

애초에 하이퍼파라미터 값을 극단적으로 줄여서 눈에 뜬 성능 향상을 기대하긴 힘들었다. 하이퍼파라미터의 값을 키워서 모델의 크기를 키우면 mirnet 과의 성능차이가 커진다. 실시간성을 만족시키기에는 애매한 속도이지만 tensorRT를 사용하거나 더 좋은 그래픽카드를 사용하면 가능할 것 같다.

- zero-DCE

zero-DCE는 zero reference 모델로 과적합을 예방할 수 있으며 다양한 조명 환경에도 잘 적용된다. high, low exposure이 모두 있는 데이터셋을 쓸 때 성능이 좋다. 실험 결과, pre-trained 모델 없이 학습을 진행시킬 때 예상보다 훨씬 많은 시간이 걸렸기에 pre-trained된 모델을 사용하였으며, 실시간성을 갖추기 위해 zero-DCE를 경량화한 모델들과 다양한 인수를

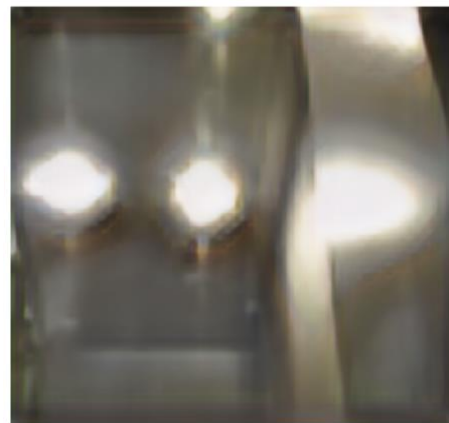
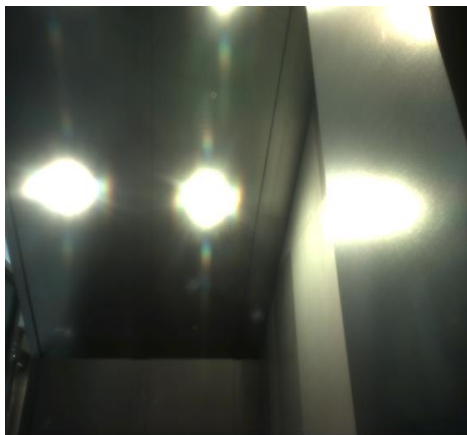
시도해 보았다. inference time이 zero-dce 512x512 사이즈에서: 0.06s, 256x256에서 0.04s (batch size= 4 → 0.06s)으로 측정되어 MIRnet 보다 실시간성이 좋을 수 있었다. 성능과 효율 등을 고려하였을 때, zero-DCE 모델 256*256 사이즈를 배치사이즈 4로 infer해서 512*512 사이즈로 16프레임에서 가장 적합했다.

3.1.2. 빛 번짐 완화 모델

- SRGAN (BSRGAN)

제일 처음 시도한 모델은 SRGAN, BSRGAN이었다. SRGAN(Super Resolution GAN)은 이름에서 알 수 있듯이 저화질의 이미지를 고화질의 이미지로 바꾸는 모델이다.

원래 모델은 low-resolution의 이미지를 생성하는 과정을 거치지만 사용하기로 한 빛 번짐용 데이터 셋에는 high, low resolution 이미지가 모두 포함되어 있으므로 해당 코드를 수정하여 현재의 데이터 셋을 바로 사용하도록 하였다.

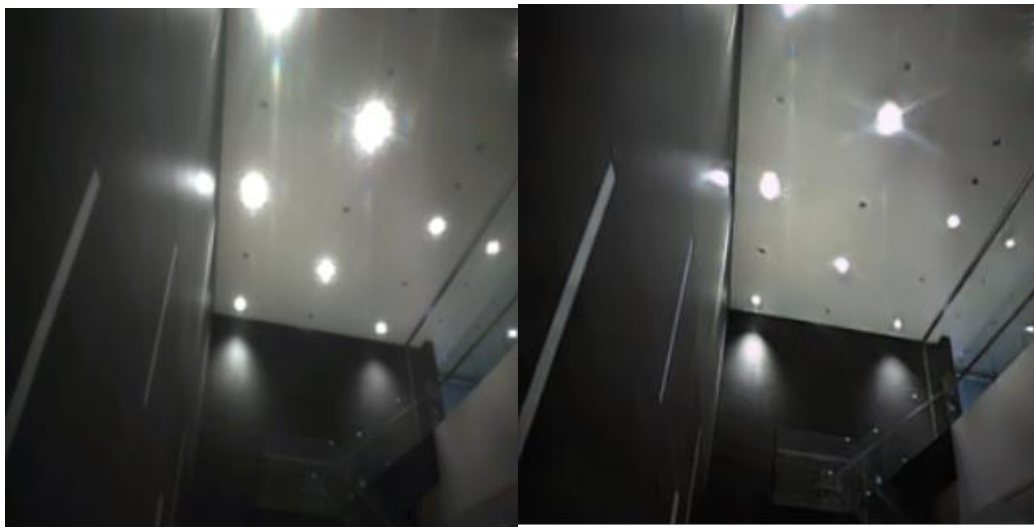


학습 결과, SRGAN의 경우 이미지 처리 후 인공적인 느낌이 강하게 났으며 좋지 못한 성능을 보였다. 또한 BSRGAN의 경우에는 제한된 입력 이미지 사이즈가 없지만 이미지 처리 시간이 오래 걸리는 단점이 있었다.

- Pixel2Pixel

pix2pix는 학습 시에 paired dataset을 이용하며 이미지를 변환하여 새로운 이미지를 생성하는 모델이다. 데이터 셋으로는 카메라 품질향상 AI-데이콘의 데이터를 사용하여 총 650 epoch까지 학습을 진행하였을 때의 학습 결과는 아래와 같다.

데이터셋의 대부분이 회색 벽 건물 내부의 전등 빛 번짐으로 구성되어 있어 비슷한 데이터에 대해서는 성능이 매우 좋았으나, 해당 과제의 목표인 야간 운전에는 좋지 못한 성능을 보였다.

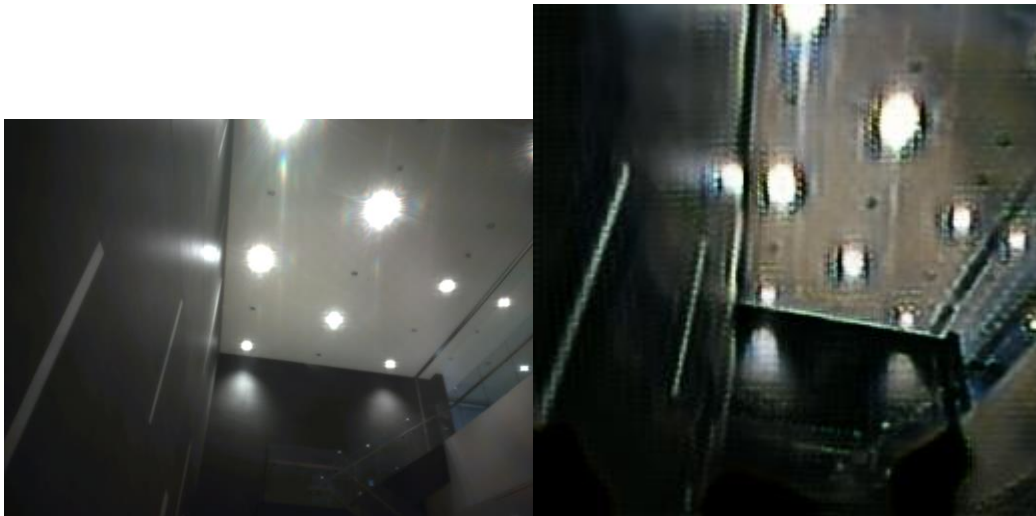


위의 이미지는 전구의 빛의 크기가 줄어든 것을 확인할 수 있지만 아래 이미지에서는 일부 색이 이상하게 표현되거나 오히려 빛 번짐이 더 심해지는 결과를 볼 수 있다. 다른 데이터를 추가로 구해서 학습하고자 했지만 paired 데이터 셋은 구하기 어려워 추가 학습에 실패하

였다. 이전의 pixel2pixel 모델의 한계를 깨닫고 unpaired dataset으로 학습이 가능한 새로운 모델을 학습해야 한다는 결론을 내렸다.

- CycleGAN

Unpaired여서인지 pixel2pixel보다 평균 학습 시간이 길었다. 처음에는 학습 결과가 흐리게 나오는 등 좋지 못한 성능을 보였다. 또한 결과 이미지도 256x256에 맞게 조정되었다.

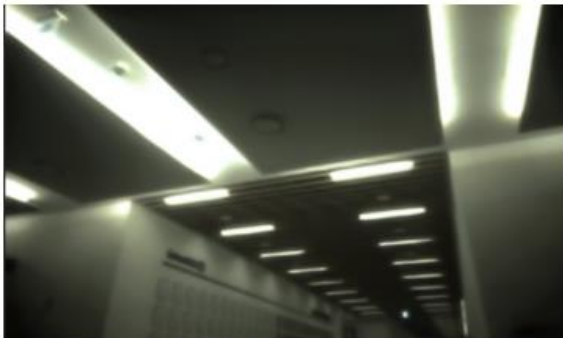


코드를 분석하였더니 이미지 데이터셋 생성 시에 불필요한 전처리 과정으로 포함되어 있음을 찾아냈다. 해당 부분은 이미지의 사이즈 조절, 밝기 조절 등 이미지의 퀄리티를 낮추는 과정을 포함하고 있었다. 해당 부분을 학습에 방해되지 않는 선에서 수정하고 재 학습을 시도하였다.

이미지의 사이즈 조절, 밝기 조절 등 이미지의 퀄리티를 낮추는 코드를 수정하고 불필요한 코드들을 삭제하여 재 학습을 시도하니 빛 번짐이 완화되고 이미지도 뚜렷해지는 좋은 결과를 얻었다.



원래는 100 epoch 이후로도 더 학습을 진행할 예정이었으나 아래와 같이 결과가 잘못된 방향으로 학습이 계속 진행되어 중간에 멈췄다.



네온 사인 등 다양한 색상의 불빛을 가진 데이터 셋 등이 잘못된 학습을 초래할 수도 있다는 생각에 데이터 셋을 한번 더 수정하여 성능이 괜찮았던 75 epoch부터 재 학습을 시켰다. 그럼에도 여전히 좋지 못한 학습 결과를 보였다. 더 학습한 결과 이미지는 아래와 같으며 기존의 학습 결과보다 흐린 결과 이미지를 출력한다.



75 epoch 모델로 진행한 테스트에서 나쁘지 않은 성능을 보여서 실시간 cctv에 적용해보았다. 하지만 cctv가 멈추거나 visual studio가 멈추는 등 실시간은 불가능했다. 실시간을 제외하고 빛 번짐 완화 성능을 확인해보기 위해서 cctv의 일부를 캡처하여 테스트를 진행하였다. 가장 좋은 성능을 내는 epoch를 찾기 위해 33, 54, 75 epoch를 테스트 한 결과 33 epoch가 가장 좋은 결과를 출력해냈다.





CycleGAN은 pixel2pixel보다는 야간에 대해 더 좋은 성능을 보이지만 빛 번짐을 명확히 완화하지 못하는 GAN의 한계와 추론 시간이 긴 한계를 보였다.

3.2. 시스템 평가

기존의 시나리오대로 실시간 영상 이미지를 받아와서 빛 번짐 모델과 밝기 개선 모델을 순서대로 적용하고자 한다. 하지만 빛 번짐 모델의 긴 inference time의 한계로 실시간 영상 대신 실시간 영상의 이미지를 일부 캡처하여 진행하도록 한다. 이때 사용한 빛 번짐 모델은 가장 성능이 좋았던 cycleGAN모델을 사용한다. 밝기 개선 모델은 mirnet과 zero-DCE를 사용한다.

- cyclegan + mirnet

순서대로 원본 이미지, cycleGAN 적용 이미지, mirnet 적용 이미지이다. mirnet은 총 4번의 개선을 거쳤다.

첫번째 시도



두번째 시도



세번째 시도



네번째 시도



- **cyclegan + zero-DCE**

순서대로 원본 이미지, cycleGAN 적용 이미지, zero-DCE 적용 이미지이다.



두 인공지능 모델을 함께 적용하니 생각보다 성능이 좋지 않았다. 밝기 개선 모델은 저조도 이미지를 고조도 이미지로 변환하다보니 빛이 추가되어 빛 번짐 현상을 더욱 심화시키는 경우도 있었다. 하지만 MIRNet 모델은 이미지를 훨씬 더 뚜렷하게 만들어주는 효과가 있었다.

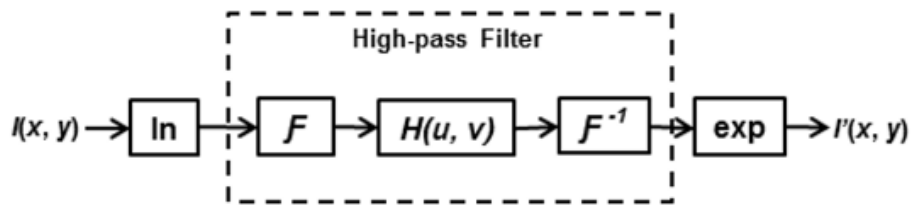
3.3. 모델 개선

3.3.1. 성능 개선

3.3.1.1. 시도 1

zero-dce 모델의 입력 이미지 크기가 256*256으로 고정되었지만 화질개선을 위해서 batch-size를 4로하고 infer를 했다. 정리하자면 이미지를 512*512로 불러와서 4분할을 해서 batch 크기가 4인 데이터로 변경한다. 그리고 batch size 4인 채로 zero-dce를 infer하고 다시 이미지를 합쳤다.

빛번짐 모델이 성능은 좋지만 실시간성을 만족시키기에는 무리가 있어서 비교적 간단한 homomorphic filter 를 사용했다. homomorphic filter 는 주로 영상 처리와 신호 처리 분야에서 사용되는 필터링 기술 중 하나이다. 이 필터링 기술은 주로 영상의 조명과 반사를 분리하거나 개선하는 데 사용된다. 아래 사진과 같은 과정을 거친다.



이미지를 주파수 도메인으로 변경하기 위해서 푸리에 변환을 하고나서 high frequency 와 low frequency를 분리시키기 위한 filtering을 한다. 그리고 다시 주파수를 이미지로 변환한다. 결과는 다음과 같다.

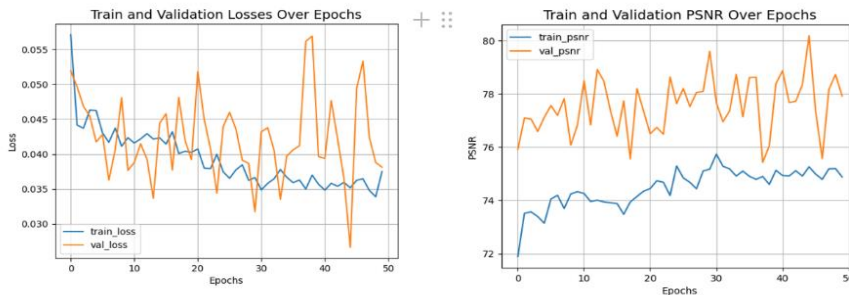


하지만 이것도 0.1s정도의 시간이 걸린다. numpy로 구현해서 CPU연산을 하느라 시간이 오래걸리지만 GPU를 사용하게 구현한다면 충분한 시간단축을 할 것이라고 예상한다.

3.3.1.2 시도2

시도 1을 통해서 어느 정도의 실시간성과 어두운 이미지의 개선이 이뤄졌다. 하지만 실제 야간주행 영상에 해당 모델을 적용하면 만족스러운 성능이 나오지 않았다. 야간주행 영상은 조명이 많고 생각보다 어둡지 않다. 조명에 방해없이 이미지 개선을 이루기 위해서는 새로운 데이터 셋이 필요했다. 그래서 mirnetv2를 모델로 해서 새로운 데이터셋을 학습시키기로 했다. 빛번짐 데이터셋에서 입력 이미지들을 어둡게 만들어서 학습시켰다. 그에 대한 결과물은 다음과 같다.

mirnet version2 (rrg=1, mrb=1, channel=64)(파일명 :photon3) 빛 번짐 데이터셋 조금 더 어둡게 직접 제작



이미지 크기 256*256



```
1/1 [=====] - 0s 15ms/step  
image inference time : 0.12159252166748047  
image postprocessing time : 0.0  
image preprocessing time : 0.0
```

3.3.2. 실시간성 개선

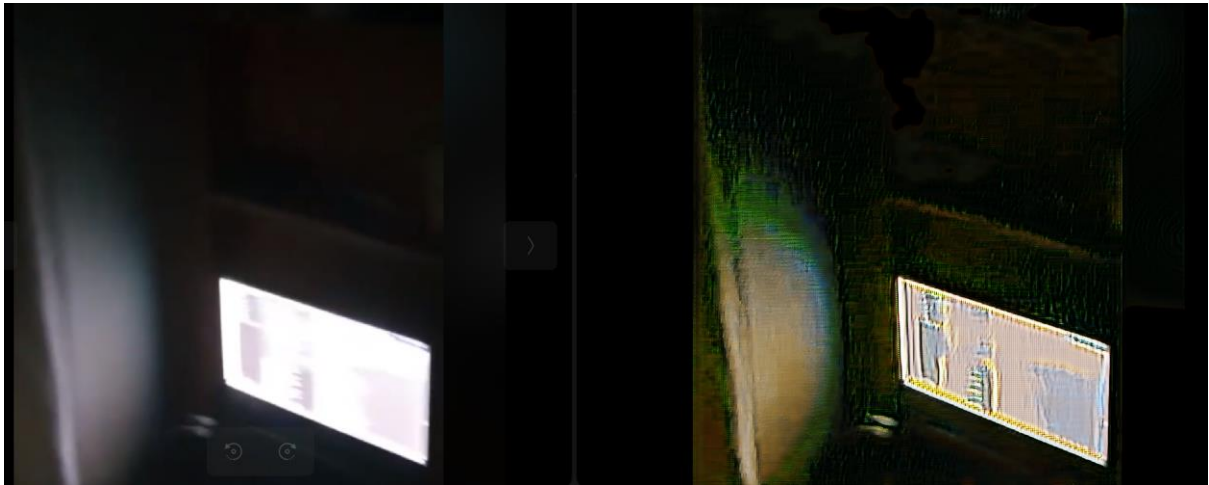
모델 학습을 마치고 로컬에 적재하기 위해서 saved model 형식으로 모델을 저장했다. 모델을 다시 reload해서 실행을 시켰는데 inference time이 너무 오래걸리는 성능(대략 15초/이미지 1장) 문제가 있었다. rrg와 mrb의 개수를 1개로 줄였다.

4. 연구 결과 분석 및 평가

4.1. 연구 결과

4.2. 의의와 한계

빛 번짐 완화 모델과 밝기 개선 모델의 추론 시간을 단축시키는 것이 이 과제에서 가장 어려웠던 점이였다. 또한 선별 및 전처리 과정을 거치긴 했지만 데이터 셋의 양과 품질 또한 아쉬웠던 점으로 남는다. 처음부터 학습에 맞도록 데이터 셋을 구성했으면 성능 면에서 더 좋은 결과를 얻을 수 있었을 것으로 생각된다. 또한 cycleGAN을 사용한 빛 번짐 완화 모델의 경우, 너무 대비되는 경우 (e.g. 주변이 너무 어두운 상황에서 밝은 빛이 있는 경우, 빛 번짐이 과하게 있는 경우)에는 GAN 특유의 인위적인 느낌이 강하게 나는 결과 이미지를 출력하는 단점이 있었다.



비록 실시간성을 구현하지 못했지만 해당 과제를 진행하면서 빛 번짐을 인공지능 모델을 통해 완화시킬 수 있는 가능성을 확인하였다.

시스템에서 빛번짐 모델을 밝기 개선모델과 같이 넣기에는 실시간성에서 무리가 있었고 성능면에서도 결과 이미지가 조화롭지 못했다. 그래서 데이터셋을 튜닝해서 밝기와 빛번짐을 동시에 잡는 모델을 만드는 시도를 했다. 가로등이 많은 도로에서는 만족스러운 성능을 내진 못했지만 어두운 시골길 같은 곳에서는 이미지가 밝아지면서 빛번짐도 잡아내는데 성공

했다. 하지만 실시간성을 내기에는 부족한 초당 10프레임이 한계였다. 하지만 tensorRT 같은 inference time을 줄이는 방법을 사용한다면 실시간성을 만족시킬 가능성이 있다.

4.3. 개발 일정 및 역할 분담

	7월	8월	9월	10월
논문 분석 및 모델 학습				
모델 테스트 및 사용 모델 선정				
중간보고서 작성				
모델 1차 학습 (MIRnet, zero-DCE, pix2pix)				
원격 컴퓨터 세팅 및 실시간 영상 재생 (rstp)				
모델 2차 학습 (MIRnet, zero-DCE, cyclegan)				
모델 개선 (MIRnet, zero-DCE, cyclegan, homomorphic filter)				
최종 보고서 작성				
시연				10월 16일

이름	역할
나인수	MIRNet, zero-DCE 등 빛 번짐 밝기 - 모델 분석, 학습 데이터 전처리, 코드 작성, 학습 및 성능 확인, 개선 원격 컴퓨터 조작 및 실시간 영상 재생 세팅
김도은	zero-DCE - 모델 분석, 학습 데이터 전처리, 코드 작성, 학습 및 성능 확인, 개선 원격 컴퓨터 세팅
김명서	빛 번짐 완화 모델(SRGAN, pixel2pixel, cycleGAN) - 모델 분석, 학습 데이터 전처리, 코드 작성, 학습 및 성능 확인, 개선
공통	보고서 작성

5. 결론 및 향후 연구 방향

야간 운전자의 주행에 도움을 주기 위해서는 실시간성 문제가 가장 중요시 된다. 따라서 인공지능 모델을 단순화하여 추론 시간을 단축시키는 것이 가장 우선적으로 이루어져야한다. 또한 현재는 모델 크기와 gpu 사용을 위해 프로그램 형태로 제작하였지만 후에 운전자의 사용 편의성을 위해 앱으로 제작하는 방향을 고려해볼 수 있다. 또한 빛 번짐 완화 모델과 밝기 개선 모델이 원활히 작동하며 실시간을 제공하는 경우, 차선 인식 모델을 추가적으로 응용할 수 있다. 차선 인식의 성능이 확인된다면 이는 자율 주행 등 다양한 분야에서 활용될 수 있다.

6. 참고 문헌

각 논문의 제목 및 원본 링크를 제공한다. 그리고 해당 논문을 읽고 분석 및 정리한 pdf의 링크 또한 함께 첨부한다.

- MIRNet, MIRNetV2

[1] Syed Waqas Zamir 외, Learning Enriched Features for Real Image Restoration and Enhancement, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 45, 2, pp 1934-1948, 2023

1) 원본 : <https://arxiv.org/abs/2003.06792>

2) 분석/정리 : [MIRNET_나인수_논문리뷰.pdf](#)

- SRGAN

- [2] Xiaozhong Ji 외, Real-World Super-Resolution via Kernel Estimation and Noise Injection, IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops, pp. 466-467, 2020

1) 원본 : [Real-World Super-Resolution via Kernel Estimation and Noise Injection | IEEE Conference Publication | IEEE Xplore](#)

2) 분석/정리 : [김명서_논문분석_및_정리.pdf](#)

- zero-DCE

- [3] Chunle Guo 외, Zero-Reference Deep Curve Estimation for Low-Light Image Enhancement, IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1780-1789, 2020

1) 원본 : <https://arxiv.org/pdf/2001.06826>

2) 분석/정리 : [김도은_논문 리뷰pdf.pdf](#)

[서식 2]

2023 년 전기 산학협력 프로젝트 멘토 의견서

1. 지도개요

팀 명	월요일 조아조아조		
과 제 명	운전자 시각환경의 개선을 위한 비전시스템		
협력기관	(주)삼성중공업		
참여학생	이름	전화번호	이메일
	김도은	010-7328-0711	de1125@pusan.ac.kr
	김명서	010-9528-5423	mia2583@pusan.ac.kr
	나인수	010-2611-2372	i12force@pusan.ac.kr
참여교수명	박진선		

2. 세부 지도 내용

제안한 과제는 저조도 환경에서의 차선 인식 시스템 구현을 위해 MIRNet 혹은 zero-DCE 모델 및 BSRGAN 모델을 사용하는 것으로 파악됩니다. 연구 목적으로의 접근 및 시도 자체는 나쁘지 않으며 유의미한 결과가 나오길 기대해봅니다.

다만, 제안하는 모델이 실시간성을 보장하지 못할까 우려됩니다. 차선 인식이 최종 목표인 바, 가능 범위 내에서 모델을 단순화 혹은 생략할 수 있는 방안을 고민해보시기 바랍니다. 이를 위해 이미 전처리 뿐만 아니라 차선 인식 알고리즘 선택에도 신중을 기해야할 것입니다. 또한, 최종 구동 단말기가 PC 환경이 아닌 것을 고려하여 양자화를 통한 전체 시스템의 경량화까지 수행한다면 좀더 양질의 결과물이 될 것 같습니다.

해당 결과물의 평가를 위해서 보고서에 기술한 사람의 주관적인 평가보다는 * T. Liu, Z. Chen, Y. Yang, Z. Wu and H. Li, "Lane Detection in Low-light Conditions Using an Efficient Data Enhancement: Light Conditions Style Transfer," 2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Las Vegas, NV, USA, 2020, pp. 1394-1399, * S. Song, W. Chen, Q. Liu, H. Hu, T. Huang, Q. Zhu, "A novel deep learning network for accurate lane detection in low-light environments," Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering 236, 2021, pp. 424-438 등 저조도 환경에서의 차선 인식에 관한 논문과의 비교를 통한 객관적인 평가가 행해지는 것을 제안 드립니다.

기간 내에 좋은 결과 도출할 수 있길 기원합니다.

위 내용을 부산대학교 정보컴퓨터공학부 2023 학년도 전기 산학협력프로젝트 지도내용으로 제출합니다.

멘토링 일시	2023 년 9 월 21 일	시작시간	17:00	종료시간	19:00
--------	-----------------	------	-------	------	-------

소속: (주)삼성중공업

직급: 프로(CL3)

성명: 이병학

(서명)