

# SKT AI Fellowship

---

AI 기반 고 디지털 미디어 복원 기술 개발

김재엽, 김명훈, 최종인

# Contents

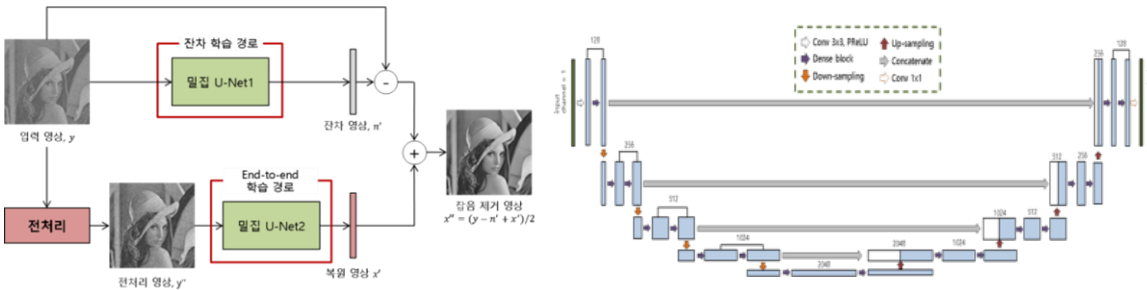
1. Deep Learning Experience
2. Data Analysis , Dataset Preprocessing
3. Research Plan

# Deep Learning Experience

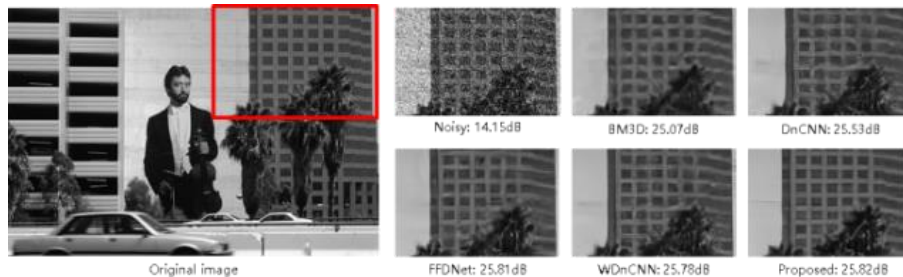
# Deep Learning Experience

## Image Denoising

- 요약
  - 잡음이 존재하는 영상을 입력했을 때 딥 러닝 모델을 통해 잡음이 제거된 영상을 추출
- 연구 시 집중 요소
  - 저주파보다 고주파에서 잡음에 대한 영상 훼손이 심하여 이 문제점을 해결하는 것에 집중
- 최종 제안한 모델
  - 영상 훼손 정도가 적은 저주파 성분이 증폭된 영상을 이용한 네트워크 구성
  - 원본 영상에 대하여 잔차 학습을 수행하는 네트워크와 저주파 증폭 영상에 대하여 end-to-end 학습을 수행하는 이중 경로 네트워크



### ■ 최종 결과

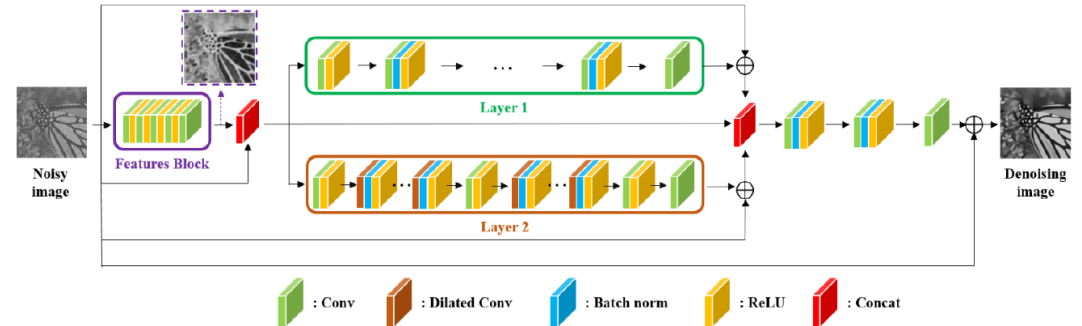


### ■ 연구 시 집중 요소

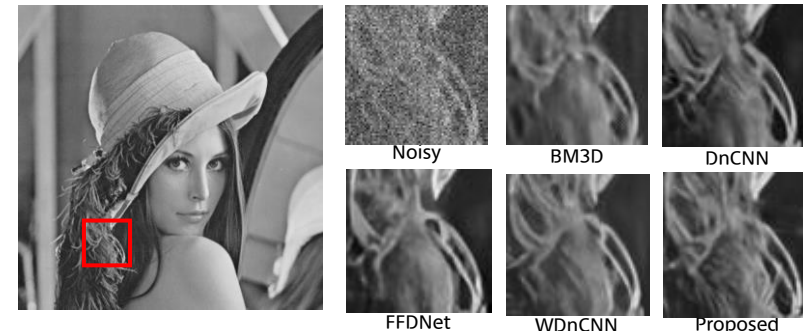
- 잡음 제거 시 영상 내의 디테일이 흐려지거나 엷지가 뭉개지는 것을 해결하는 것에 집중
- 영상 내 특징을 추출 후 학습, 다양한 수용영역에서의 학습을 통해 영상 내 디테일 보존에 집중

### ■ 최종 제안한 모델

- 특징 추출 블록을 이용하여 잡음이 있는 영상에 대해 전체적 특징 추출
- 수용 영역이 다른 이중 경로 네트워크를 활용하여 서로 다른 특징을 가지는 두 네트워크의 학습 결과를 공유하는 형태의 네트워크 구성



### ■ 최종결과



# Deep Learning Experience

## Depth Estimation

### ■ 프로젝트

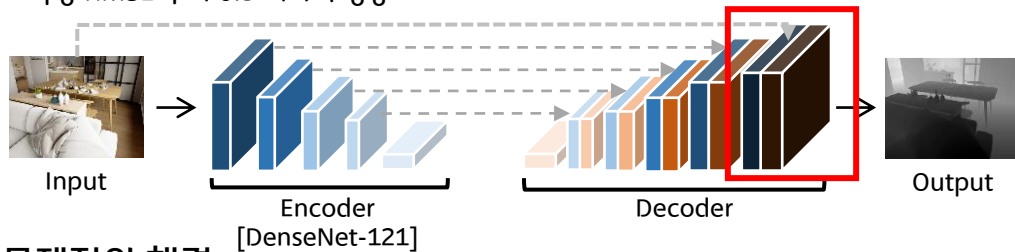
- LG전자와 Depth Estimation 산학 협력 프로젝트 진행

### ■ 요약

- RGB이미지를 입력했을 때 딥 러닝 모델을 통해 깊이 지도 추출

### ■ 연구 목표

- 실시간 깊이 지도 추출을 위해 20이상의 fps
- 측정 RMSE 수치 0.5 이하의 성능



### ■ 문제점의 해결

- 실시간 깊이 지도 추출을 위해 인코더-디코더 구조의 네트워크에서 인코더 단을 DenseNet-121 이용
- 성능 저하의 문제를 해결하기 위해 디코더 단의 마지막 부분에 입력 영상을 이용한 학습 추가

	Input RGE	GT	Proposed	Method	RMSE ↓	FPS ↑
				DORN	0.509	3.84
				SharpNet	0.496	2.78
				DenseDepth	0.465	0.92
				VNL	0.416	14.28
				<b>Proposed</b>	<b>0.461</b>	<b>20.89</b>

## Image Deblurring

### ■ 챌린지

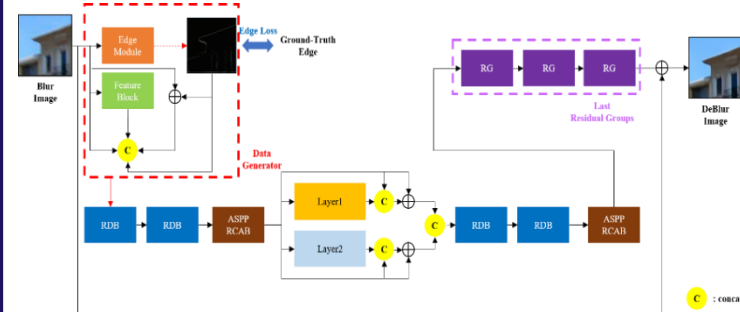
- NTIRE 2021 Image Deblurring Challenge 참가

### ■ 요약

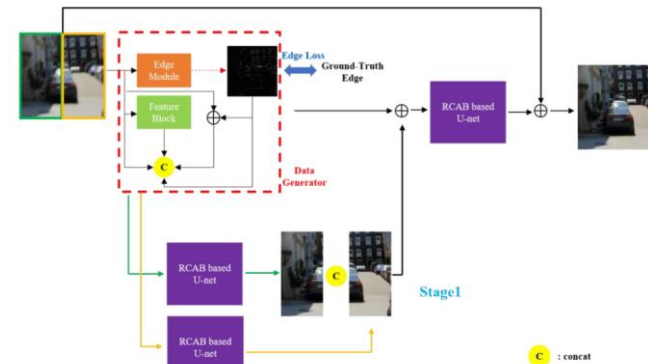
- 블러가 존재하는 영상을 입력했을 때 딥 러닝 모델을 통해 블러 제거 영상 추출

### ■ 연구 시 집중 요소

- 복원되는 영상에서 객체의 선명화를 위해 엣지를 함께 학습
- 가중되는 채널에 집중을 위해 채널 집중 블록 사용, ASPP 블록을 활용하여 다양한 수용영역에서의 특징 학습



블러가 존재하는 영상



네트워크를 통해 블러가 제거된 영상

# Data Analysis, Dataset Preprocessing

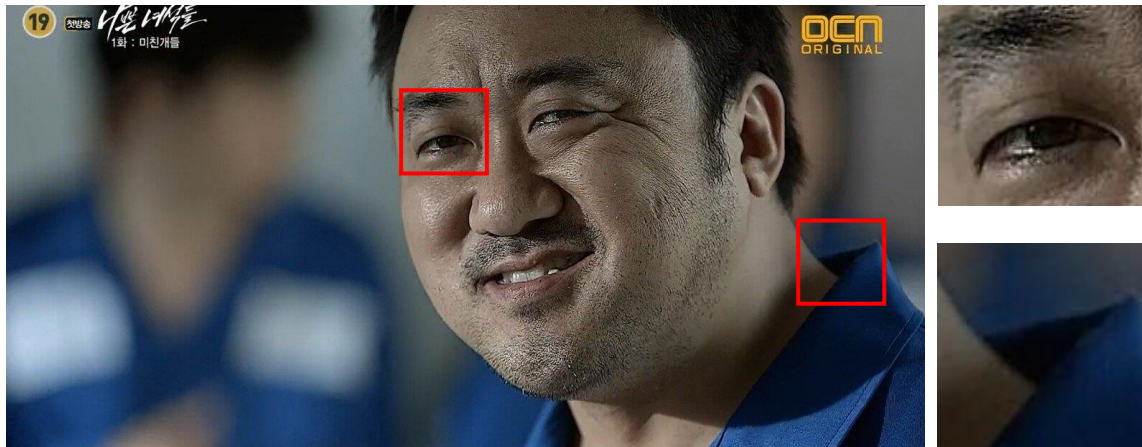
# Data Analysis, Dataset Preprocessing

## Data Analysis – TV Program

- 2000년대 초반과 최근 실제 방송 화면의 비교
  - SDTV가 상용되던 때 화질이 우수하지 않아 아티팩트가 존재하는 것을 확인
  - 확대했을 때 객체가 뚜렷하지 않고 블러와 같은 현상이 존재

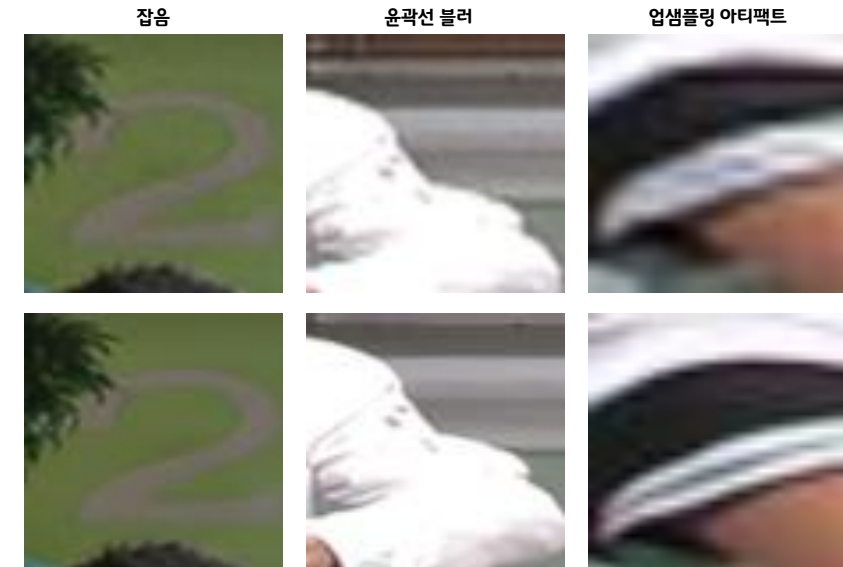


2000년대 초반의 드라마



최근 방영된 드라마

- 원본 SD영상과 SK 슈퍼노바 적용 영상의 비교
  - 비교 분석한 결과 잡음, 윤곽선 블러, 업샘플링 아티팩트가 존재하는 것으로 확인



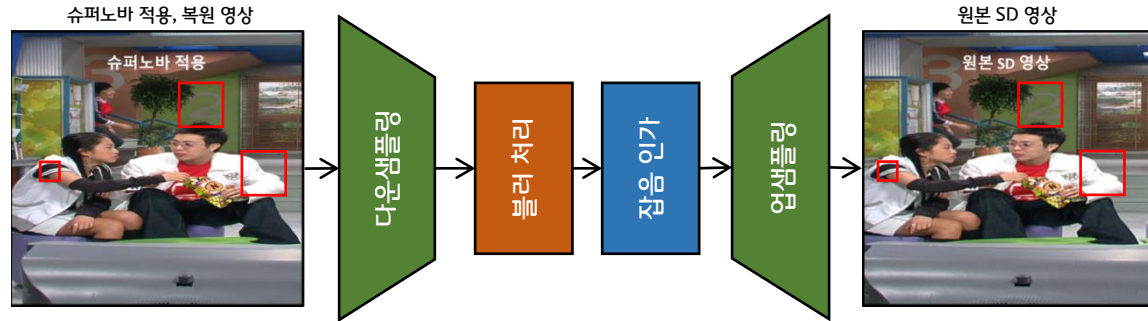


# Data Analysis, Dataset Preprocessing

## Data Analysis – Old Image Restoration

### 데이터 분석 실험

- SD 영상 구현을 위해 다운샘플링-업샘플링, 잡음, 블러 열화 함수에 대하여 각각 실험 및 분석 수행

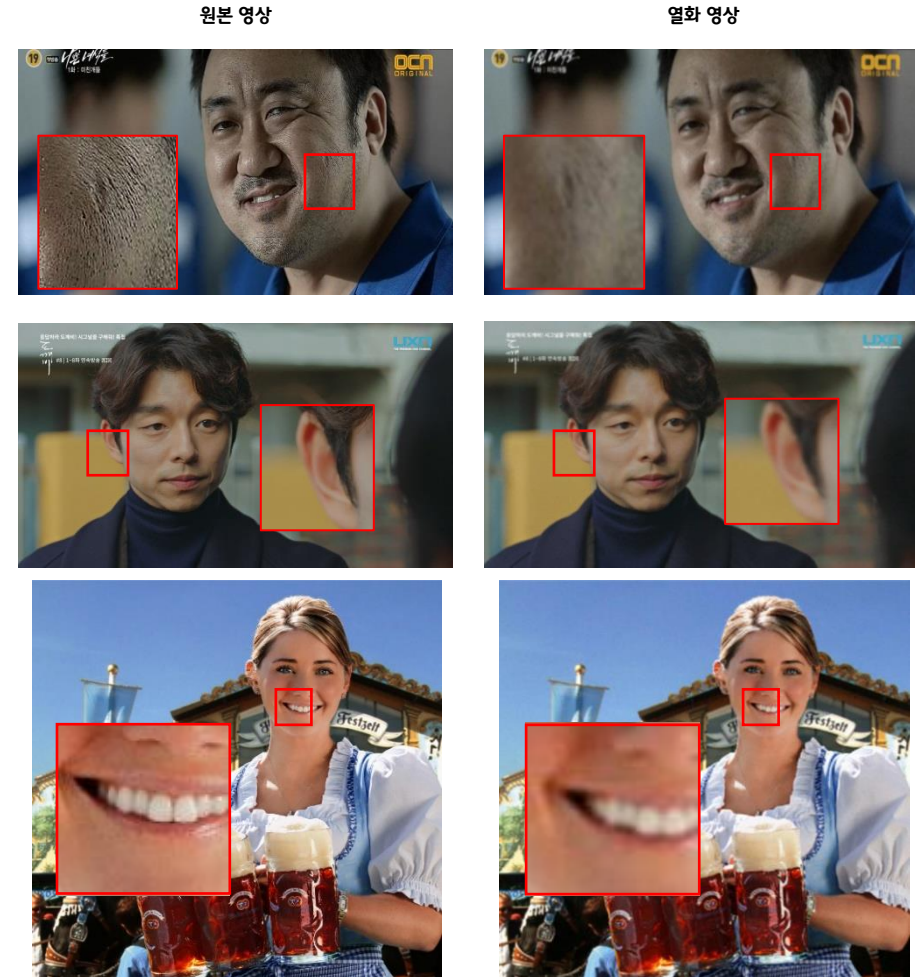


- 분석 결과 잡음수준 5, bilinear,  $\sigma=0.3$  일 때 SD영상과 유사한 것을 확인
- 추후 제공되는 테스트 셋을 분석하여 복원될 영상에 맞게 적용 가능할 것으로 기대

## Dataset Preprocessing

### 데이터셋 전처리

- 데이터를 비교 및 분석한 결과를 바탕으로 영상을 열화하여 데이터셋 제작
- 기준에 고화질 영상에 대해 다운샘플링을 진행한 후 노이즈와 블러를 추가



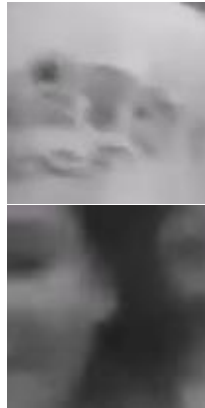
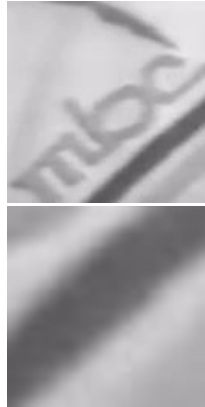
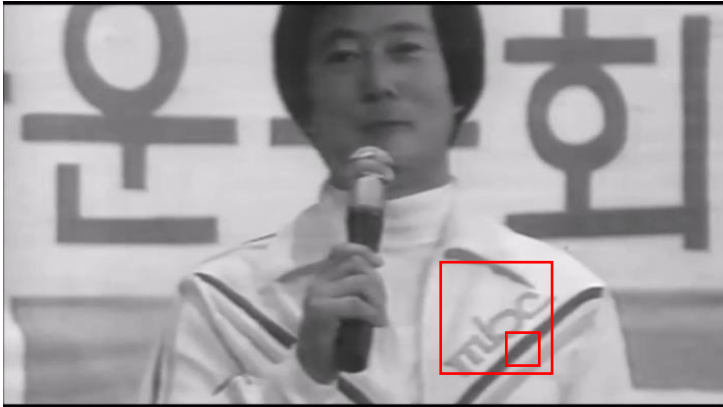


# Data Analysis, Dataset Preprocessing

## Data Analysis - Old Monochrome Image

### 오래된 사진 확대 및 분석

- 70-80년대의 흑백 사진을 확인해본 결과 잡음, 블러와 함께 아티팩트가 존재
- 글자, 엣지에 대한 선명함 복원에 집중할 필요가 있음

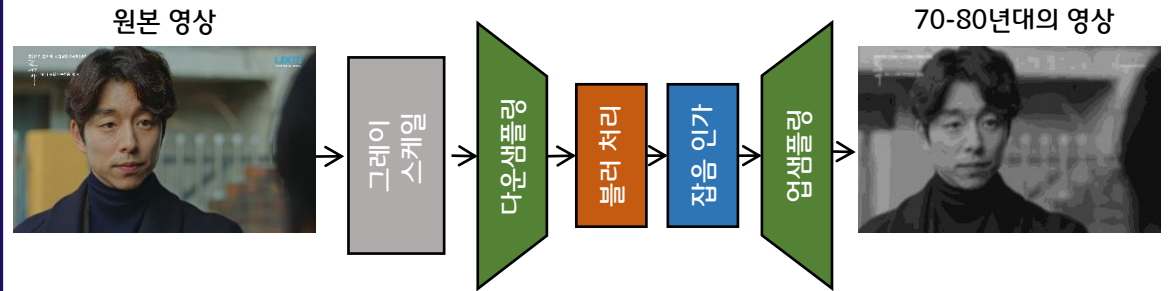


1970년대 명랑 운동회

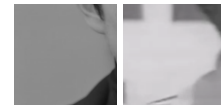
## Dataset Preprocessing

### 데이터셋 전처리 과정

- 70-80년대의 흑백 영상 구현을 위해 원본영상을 그레이 스케일로 변환 후 다운샘플링-업샘플링, 잡음, 블러 열화 함수에 대하여 각각 실험 및 분석 수행



잡음(AWGN)

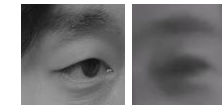


원본 고 영상

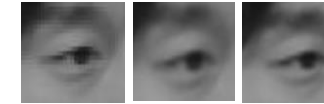


잡음수준 1 잡음수준 3 잡음수준 5

다운샘플링-업샘플링(scale factor: 4)

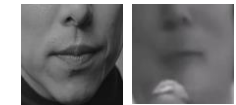


원본 고 영상

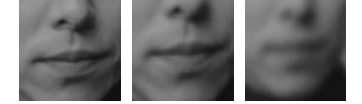


nearest bilinear bicubic

블러(Gaussian blur)



원본 고 영상



$\sigma=0.5$   $\sigma=1$   $\sigma=3$

- 분석 결과 잡음수준 3, bilinear,  $\sigma=3$  일 때 고 영상과 유사한 것을 확인
- 추후 제공되는 테스트 셋을 분석하여 복원될 영상에 맞게 적용 가능할 것으로 기대

# Research Plan

# Research Plan

## Old Image Restoration – Model Architecture

### ■ 연구 시 집중 요소

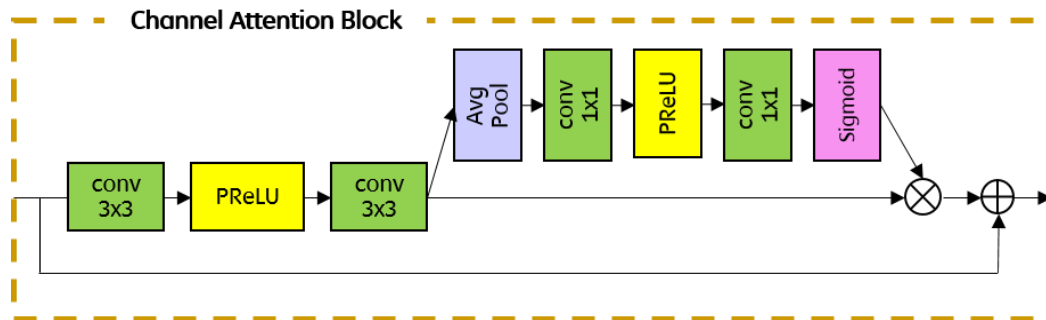
- 영상 복원 시 많은 디테일 보존에 집중
- 잡음과 블러, 아티팩트가 최소화된 깨끗한 고품질의 영상 복원에 집중
- 딥 러닝 모델 경량화 연구 및 진행

### ■ 엣지 추출 모듈

- 엣지를 학습하며 추출하는 모듈을 설계
- 엣지 정보가 추가되어 객체의 선명함과 디테일을 보존하는 것에 집중

### ■ 채널 집중 블록

- Pooling과 Convolution 연산으로 이루어져 있는 블록

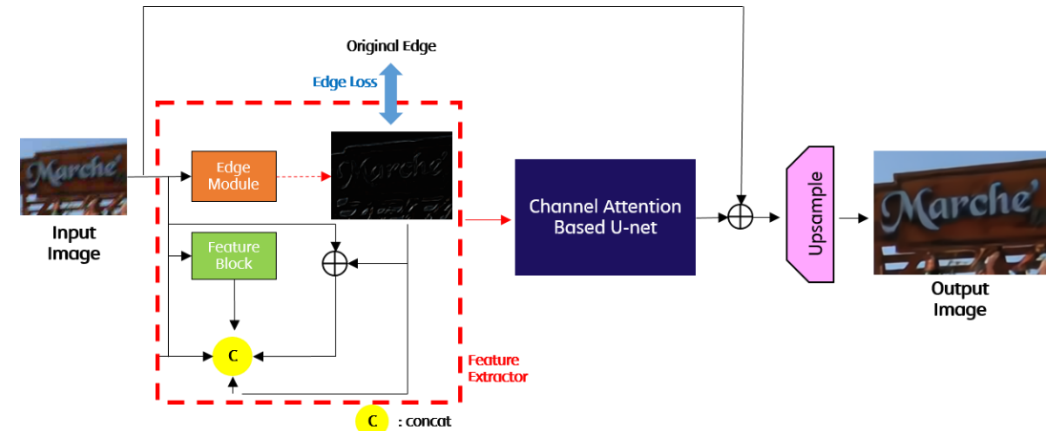


### ■ 채널 집중 블록의 장점

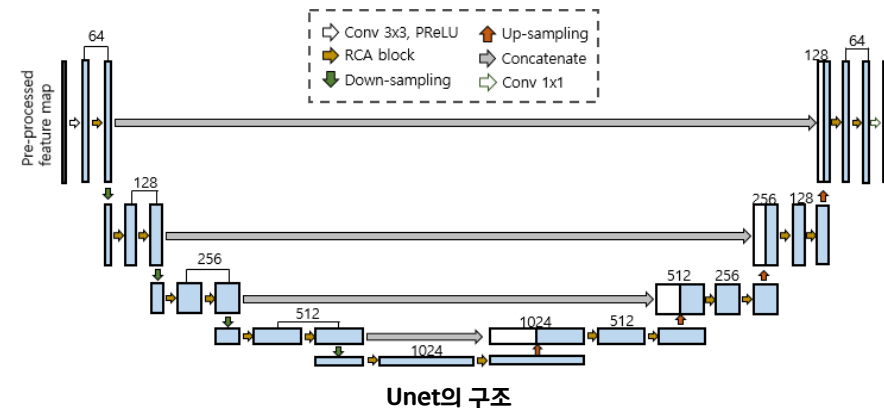
- 간단한 연산을 통해 학습되는 채널에 대해 집중도 향상
- 네트워크 내부에서 채널을 효과적으로 강조 및 억제
- 다양한 딥 러닝 모델에 쉽게 적용 가능

### ■ 예상 딥 러닝 모델

- 엣지 모듈을 활용한 엣지 추출 및 엣지를 학습 데이터로 함께 사용하는 네트워크 구성
- 가중되는 채널에 대해 집중도를 향상시키는 채널 집중 블록을 기반으로 한 Unet을 구성



예상 네트워크의 구조



Unet의 구조

# Research Plan

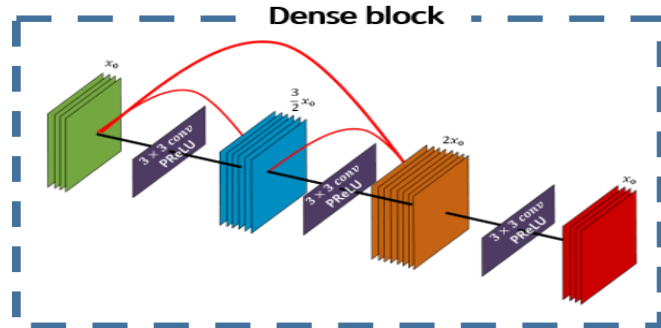
## Old Monochrome Image Colorization – Model Architecture

### ■ 연구 시 집중 요소

- 색상을 복원하는 것에 집중하기 위해 R, G, B를 각각 출력하는 네트워크
- 색상을 복원하는 것에 집중하기 위해 Y를 입력으로 주었을 때 U, V를 출력하는 네트워크
- 색상에 집중할 수 있는 loss를 구현하여 정확한 색상 복원에 집중

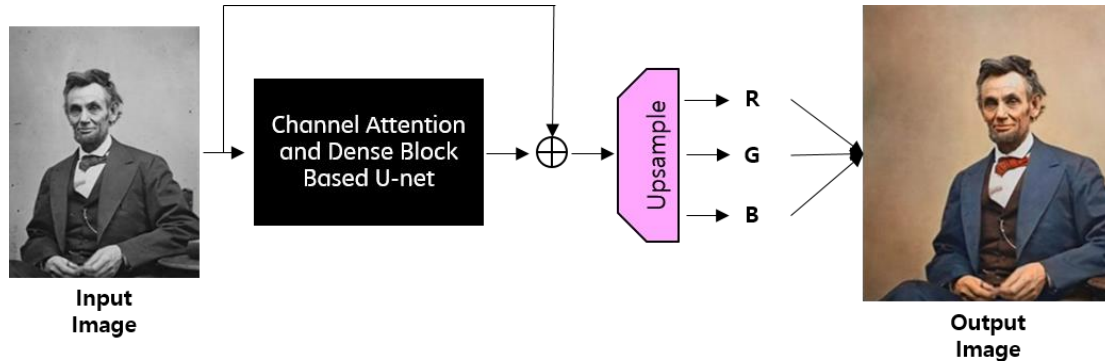
### ■ 밀집 블록의 장점

- 이전에 학습된 데이터를 이용하기 때문에 학습의 경향성 유지

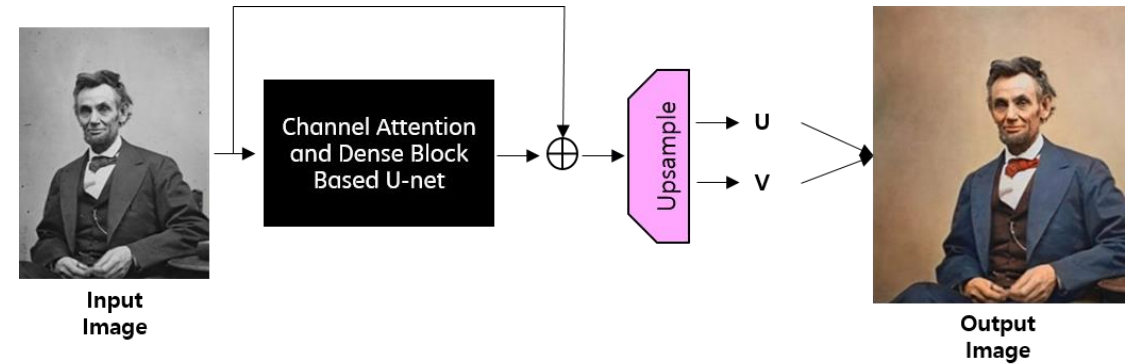


### ■ 예상 딥 러닝 모델

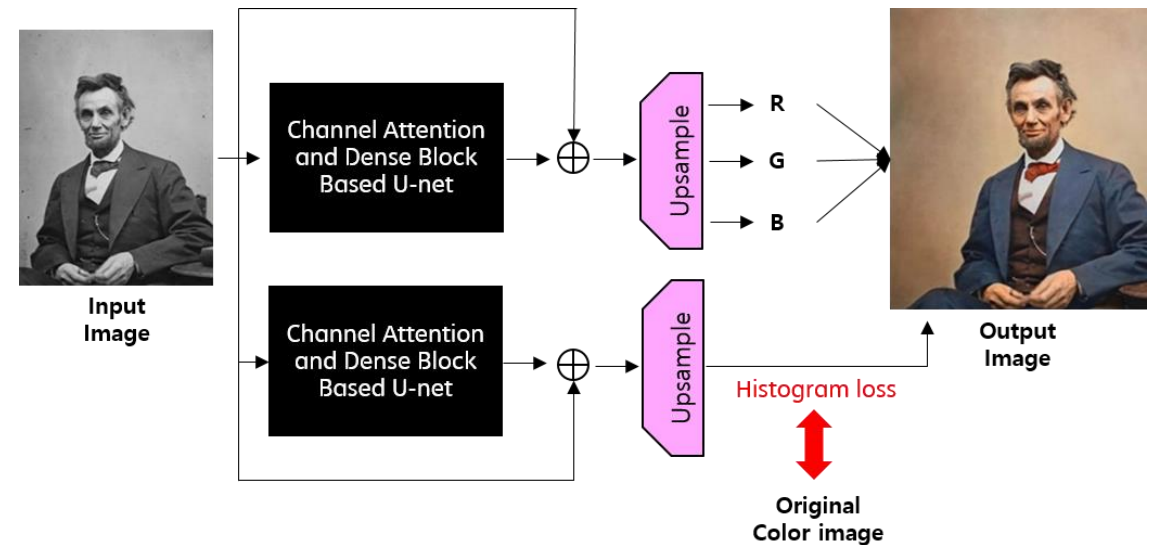
- 흑백 영상에 대해 R, G, B로 학습하는 네트워크



- 흑백 영상에 대해 U, V로 학습하는 네트워크



- 흑백 영상에 대해 R, G, B로 학습과 Histogram loss를 적용한 이중 경로 네트워크



# Research Plan

## Old Monochrome Image Colorization – Histogram loss

- 착안점
  - 딥 러닝을 이용한 영상 처리 실험 중 일부 복원 영상이 색 정보를 제대로 복원하지 못하는 문제점을 발견
- 아이디어
  - 학습할 때 사용되는 loss에 색 오차 정보를 추가
  - Colorization 연구 시 정확한 색 정보 예측에 도움이 될 것으로 예상
- MSE Loss

$$L_{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n ||Y(i,j) - X(i,j)||^2$$

$X_i$ : Given a set of high-resolution images  
 $Y_i$ : Corresponding low-resolution images

- Color Loss

$$L_{color} = \sum_{i=0}^{255} ||H(Y(i)) - H(X(i))||^2$$

H: Histogram function

- Total Loss(Histogram Loss)

$$L_{total} = L_{MSE} + 1e^{-10} L_{color}$$

$$L_{total} = L_{MSE} + \frac{\lambda}{height * width * 255 * 3} L_{color}$$

- 각 Loss 별 테스트 결과

Original

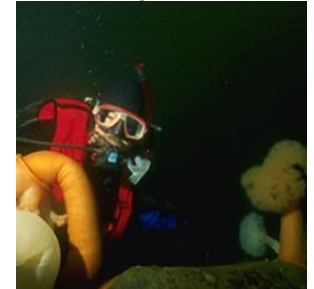


EDSR w/  
MSE loss



PSNR: 35.68

EDSR w/  
Histogram loss

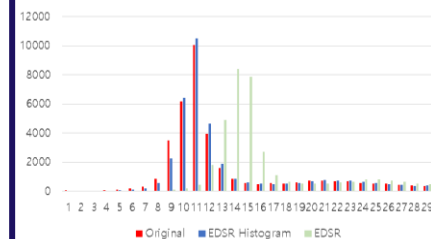


PSNR: 37.23

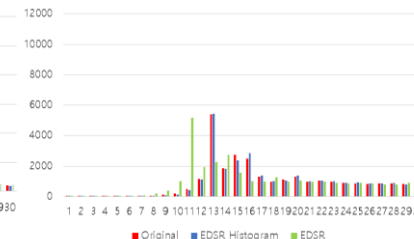
- EDSR 네트워크의 학습을 MSE loss로 수행할 때와 Histogram loss로 수행할 때의 결과
- BSD 100 데이터셋에 전체에 대한 테스트 결과, EDSR을 MSE로 학습할 때보다 0.13dB 높은 PSNR 기록

- 각 채널 별 Histogram 비교

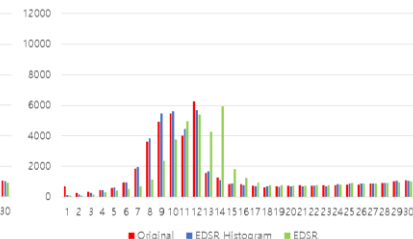
Red channel



Green channel



Blue channel



- RGB 채널 별 Histogram 그래프를 비교했을 때, Histogram loss 사용 시 MSE loss를 사용한 결과보다 원본 영상과 유사한 경향의 Histogram을 가짐



# Research Plan

## Research Schedule

		6월				7월				8월(중간 발표)				9월				10월				11월
		1주	2주	3주	4주	1주	2주	3주	4주	1주	2주	3주	4주	1주	2주	3주	4주	1주	2주	3주	4주	-
1. 논문 및 관련 자료 사전 조사	초해상화 관련 논문 학습																					
	잡음 제거 관련 논문 학습																					
	색 복원 관련 논문 학습																					
	논문 학습 내용 공유 세미나																					
2. 데이터셋 분석	SD 고 영상 데이터셋 분석 및 제작																					
	흑백 고 영상 데이터셋 분석 및 제작																					
3. 딥러닝 네트워크 설계	데이터셋 전처리 및 각종 기능 구현																					
	SD 고 영상 복원 네트워크 구현																					
	흑백 고 영상 복원 네트워크 구현																					
	네트워크 구현 실험 공유 및 회의																					
	네트워크 성능 개선 추가 실험																					
6. 실험 및 분석	테스트 수행 결과에 대한 분석																					
	네트워크 성능 개선 방향 회의																					
7. 발표자료 및 보고서 작성	발표자료 작성																					
	보고서 작성																					

: 김재업

: 김명훈

: 최종인

: 전원

# Thank You

# Q&A