# Image Auto colorization

# 프로젝트 개요

가끔 부모님들의 예전 사진들을 보면 흑백사진이 있는 볼 수 있습니다. 물론 흑백사진 그 자체도 좋지만, 흑백사진을 컬러사진으로 본다면 사람들에게 또 다른 감정이나, 생각이 들게 할 수 있다고 생각해서, 이 프로젝트를 수행하게 되었습니다.

#### **DATA SET**

데이터는 kaggle 에 있는 100\_bird\_spices 를 선택하였습니다. 새들은 색들이 다채로워서 모델이 어떻게 decoder 하는지 궁금했습니다.

```
sample_img = cv2.imread('../input/100-bird-species/train/AFRICAN CROWNED CRANE/001.jpg')
b, g, r = cv2.split(sample.img)
img2 = cv2.merge([r,g,b])
plt.imshow(img2)
print(sample_img.shape)

(224, 224, 3)

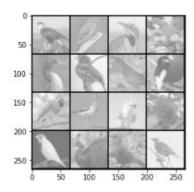
0
50
100
125
100
0
50
100
1150
200
```

우선 데이터는 224x224x3 사이즈로 컬러 이미지 입니다.

#### DATA PREPROCESSING

RGB 채널의 이미지중 흑백부분만을 추출하여 train image 를 구성합니다.

```
def extractGray(batchSize, img):
    lst = []
    for data in img:
        lst.append(data[0])
    return np.asarray(lst).reshape(batchSize, 1, 224, 224)
```



흑백이미지

#### **MODEL**

모델 구성 방식

```
class AutoEncoder(nn.Module):
                                                      def __init__(self):
    super(AutoEncoder, self).__init__()
                                                                                      # 1 x 224 x 224

self.conv1 = nn.Conv2d(1, 32, 3, 2, 1)

self.bn1 = nn.BatchNorm2d(32)

# 16 x 112 x 112

self.conv2 = nn.Conv2d(32,64,3, 2, 1)

self.bn2 = nn.BatchNorm2d(64)
                                                                                        self.conv5 = nn.SatchNorm2d(256,512, 3, 1, 1)

self.conv5 = nn.Conv2d(256,512, 3, 1, 1)

self.bn5 = nn.BatchNorm2d(512)

# 256 x 14 x 14

self.conv6 = nn.Conv2d(512,256, 3, 1, 1)

self.bn6 = nn.BatchNorm2d(256)
                                                                                    self.bn6 = nn.BatchNorm2d(256)
# 256 x 28 x 28
self.conv7 = nn.Conv2d(256,128, 3, 1, 1)
self.bn7 = nn.BatchNorm2d(128)
# 128 x 56 x 56
self.conv8 = nn.Conv2d(128,64, 3, 1, 1)
self.bn8 = nn.BatchNorm2d(64)
# 64 x 112 x 112
self.conv9 = nn.Conv2d(64, 32, 3, 1, 1)
self.bn9 = nn.BatchNorm2d(32)
# 32 x 224 x 224
self.out = nn.Conv2d(32,2,3,1,1)
# 2 x 224 x 224
self.up = nn.Upsample(scale_factor=2)
                                                                                        self.up = nn.Upsample(scale_factor=2)
self.up = nn.Hardswish()
self.tanh = nn.Tanh()
                                                                                   forward(self, x):

down_1 = self.swish(self.bn1(self.conv1(x)))

down_2 = self.swish(self.bn2(self.conv2(down_1)))

down_3 = self.swish(self.bn3(self.conv3(down_2)))

down_4 = self.swish(self.bn4(self.conv4(down_3)))

down_5 = self.swish(self.bn5(self.conv5(down_4)))

up_1 = self.up(self.swish(self.bn6(self.conv6(down_5))))

up_2 = self.up(self.swish(self.bn7(self.conv7(up_1))))

up_3 = self.up(self.swish(self.bn8(self.conv8(up_2))))

up_4 = self.up(self.swish(self.bn9(self.conv9(up_3))))

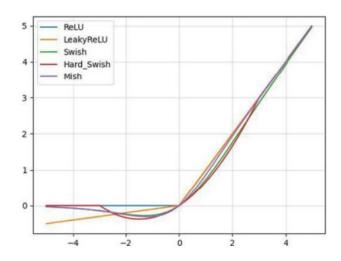
out = self.tanh(self.out(up_4))

output = torch.cst([x,out],dim=1)

return output
utoEncoder(
(conv1): Conv2d(1, 32, kernel_size-(3, 3), stride-(2, 2), padding-(1, 1))
(bn1): BatchNorn2d(32, eps-1e-05, momentum-0.1, affine-True, track_running_stats-True)
(conv2): Conv2d(32, 64, kernel_size-(3, 3), stride-(2, 2), padding-(1, 1))
(bn2): BatchNorn2d(64, eps-1e-05, momentum-0.1, affine-True, track_running_stats-True)
(conv3): Conv2d(64, 128, kernel_size-(3, 3), stride-(2, 2), padding-(1, 1))
(bn3): BatchNorn2d(128, eps-1e-05, momentum-0.1, affine-True, track_running_stats-True)
(conv4): Conv2d(128, 256, kernel_size-(3, 3), stride-(2, 2), padding-(1, 1))
(bn4): BatchNorn2d(256, eps-1e-05, momentum-0.1, affine-True, track_running_stats-True)
(conv5): Conv2d(256, 512, kernel_size-(3, 3), stride-(1, 1), padding-(1, 1))
(bn5): BatchNorn2d(512, 256, kernel_size-(3, 3), stride-(1, 1), padding-(1, 1))
(bn6): BatchNorn2d(256, eps-1e-05, momentum-0.1, affine-True, track_running_stats-True)
(conv7): Conv2d(256, 128, kernel_size-(3, 3), stride-(1, 1), padding-(1, 1))
(bn7): BatchNorn2d(128, eps-1e-05, momentum-0.1, affine-True, track_running_stats-True)
(conv8): Conv2d(128, 64, kernel_size-(3, 3), stride-(1, 1), padding-(1, 1))
(bn8): BatchNorn2d(64, eps-1e-05, momentum-0.1, affine-True, track_running_stats-True)
(conv9): Conv2d(128, 64, kernel_size-(3, 3), stride-(1, 1), padding-(1, 1))
(bn9): BatchNorn2d(32, eps-1e-05, momentum-0.1, affine-True, track_running_stats-True)
(conv9): Conv2d(25, 2, kernel_size-(3, 3), stride-(1, 1), padding-(1, 1))
(bn9): BatchNorn2d(32, eps-1e-05, momentum-0.1, affine-True, track_running_stats-True)
(cot): Conv2d(32, 2, kernel_size-(3, 3), stride-(1, 1), padding-(1, 1))
(bn9): BatchNorn2d(32, eps-1e-05, momentum-0.1, affine-True, track_running_stats-True)
(cot): Conv2d(32, 2, kernel_size-(3, 3), stride-(1, 1), padding-(1, 1))
```

down\_1 부터 down\_5 까지 encoder, up\_1 부터 up\_4 까지 decoder 를 구성하였습니다.처음 layer 에 채널 gray 만 들어간 이미지가 들어가서 마지막 layer 에서 나머지 색이 있는 채널을 예측하는 모델을 구성했습니다. 그래서 마지막 layer 에서 input 이미지인 x 와 출력 layer 인 out 을 concat 해서 3 채널의 이미지로 변환하였습니다.

그리고 activation 에서는 mobilenetv3 에서 사용된 Hardswish 를 사용하였습니다.



# MODEL COMPILE

optimizer

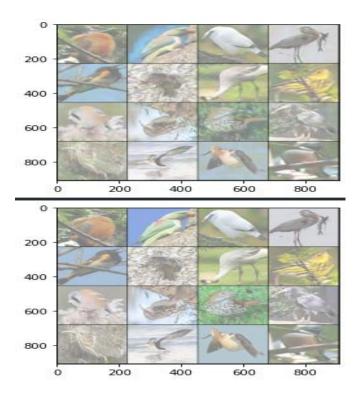
```
device = ('cuda' if torch.cuda.is_available() else 'cpu')
model.to(device)
optimizer = torch.optim.Adamax(model.parameters(),lr=0.0003)
criterion = nn.MSELoss()
```

**PSLR** 

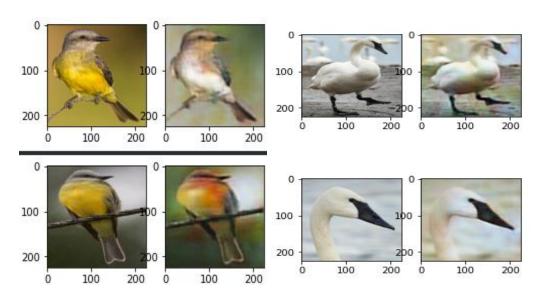
```
def PSNR_loss(pred, real):
    mse_loss = torch.nn.L1Loss()
    mse = mse_loss(real, pred)
    max_pixel = 255.0
    psnr = 20 * torch.log10(max_pixel / torch.sqrt(mse))
    return psnr
```

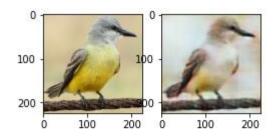
**RESULT** 

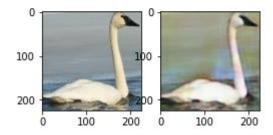
# Train\_set result



Test\_set result







왼쪽이 진짜이미지이고, 오른쪽이 Model을 통해 생성된 이미지입니다. Epoch 100 으로 훈련을 시켰습니다. 그리고 validation 부분에서 PSNR 이 가장 높은 모델을 저장해서 test\_set 의 흑백이미지에 예측을 해보았을때, 표본적인 결과로 보았을 때 색을 어느정도는 예측했지만, 노이즈가 있어서 잔상같은 것이 생기는 부분도 보였다.

그래도 모델이 나름 어울릴 만한 색상을 칠한 것들을 볼 수 있었다.

#### Reference

# Activation\_Image:

https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0262885621002225?dgcid=rss\_s d\_all

function: <a href="https://github.com/YBIGTA/Deep\_learning/blob/master/GAN/2017-10-27-gan-colorization-revise.md">https://github.com/YBIGTA/Deep\_learning/blob/master/GAN/2017-10-27-gan-colorization-revise.md</a>

https://becominghuman.ai/auto-colorization-of-black-and-white-images-using-machine-learning-auto-encoders-technique-a213b47f7339