

Курсовая работа

По дисциплине "Машинное обучение"

На тему: "Предварительный анализ данных и построение признаков в задачах повышения качества изображений"

Выполнил студент ПМ22-1: Хатуев Амаль

Руководитель: Одинцова Вера Александровна

Актуальность: В большинстве случаев файлообменники, социальные сети и другие платформы снижают качество изображений для экономии места на серверах. Это может привести к значительной потере качества, что создает потребность в восстановлении исходного вида. Ручная обработка графических художников становится дорогостоящей и неэффективной при обработке больших объемов данных. Использование моделей машинного обучения представляет собой более экономичный и масштабируемый подход, способный поддерживать высокое качество обработки при обработке больших объемов изображений.

```
import os
import re
from scipy import ndimage, misc
from tqdm import tqdm
from tensorflow.keras.preprocessing.image import img_to_array

from skimage.transform import resize, rescale
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
np.random.seed(0)
import cv2 as cv2

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.layers import Input,
Dense, Conv2D, MaxPooling2D, Dropout
from tensorflow.keras.layers import Conv2DTranspose, UpSampling2D, add
from tensorflow.keras.models import Model
from keras import layers
from tensorflow.keras.utils import plot_model
from tensorflow.keras import regularizers
from tensorflow.keras.utils import plot_model
import tensorflow as tf
from tensorflow.python.client import device_lib
print(device_lib.list_local_devices())

print(tf.__version__)
```

```

2024-05-08 16:43:30.304598: E
external/local_xla/xla/stream_executor/cuda/cuda_dnn.cc:9261] Unable
to register cuDNN factory: Attempting to register factory for plugin
cuDNN when one has already been registered
2024-05-08 16:43:30.304711: E
external/local_xla/xla/stream_executor/cuda/cuda_fft.cc:607] Unable to
register cuFFT factory: Attempting to register factory for plugin
cuFFT when one has already been registered
2024-05-08 16:43:30.430410: E
external/local_xla/xla/stream_executor/cuda/cuda_blas.cc:1515] Unable
to register cuBLAS factory: Attempting to register factory for plugin
cuBLAS when one has already been registered

[name: "/device:CPU:0"
device_type: "CPU"
memory_limit: 268435456
locality {
}
incarnation: 13942927499207698474
xla_global_id: -1
, name: "/device:GPU:0"
device_type: "GPU"
memory_limit: 16274030592
locality {
  bus_id: 1
  links {
  }
}
incarnation: 15637612784055736355
physical_device_desc: "device: 0, name: Tesla P100-PCIE-16GB, pci bus
id: 0000:00:04.0, compute capability: 6.0"
xla_global_id: 416903419
]
2.15.0

import tensorflow as tf
print(tf.__version__)

import keras
print(keras.__version__)

2.15.0
3.2.1

```

Подготовка датасета с изображениями

```

def sorted_alphanumeric(data):
    convert = lambda text: int(text) if text.isdigit() else
text.lower()
    alphanum_key = lambda key: [convert(c) for c in re.split('([0-

```

```

9])+',key)]
    return sorted(data,key = alphanum_key)

SIZE = 256
high_img = []
path = '/kaggle/input/image-super-resolution/dataset/Raw
Data/high_res'
files = os.listdir(path)
files = sorted_alphanumeric(files)
for i in tqdm(files):
    if i == '855.jpg':
        break
    else:
        img = cv2.imread(path + '/' + i, 1)
        # open cv reads images in BGR format so we have to convert it
to RGB
        img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
        #resizing image
        img = cv2.resize(img, (SIZE, SIZE))
        img = img.astype('float32') / 255.0
        high_img.append(img_to_array(img))

low_img = []
path = '/kaggle/input/image-super-resolution/dataset/Raw Data/low_res'
files = os.listdir(path)
files = sorted_alphanumeric(files)
for i in tqdm(files):
    if i == '855.jpg':
        break
    else:
        img = cv2.imread(path + '/' + i, 1)
        img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
        #resizing image
        img = cv2.resize(img, (SIZE, SIZE))
        img = img.astype('float32') / 255.0
        low_img.append(img_to_array(img))

100%|██████████| 855/855 [00:11<00:00, 75.17it/s]
100%|██████████| 855/855 [00:10<00:00, 78.34it/s]

for i in range(4):
    a = np.random.randint(0,855)
    plt.figure(figsize=(10,10))
    plt.subplot(1,2,1)
    plt.title('High Resolution Image', color = 'green', fontsize = 20)
    plt.imshow(high_img[a])
    plt.axis('off')
    plt.subplot(1,2,2)
    plt.title('low Resolution Image ', color = 'black', fontsize = 20)

```

```
plt.imshow(low_img[a])  
plt.axis('off')
```

High Resolution Image



low Resolution Image



High Resolution Image



low Resolution Image



A woman wearing a pink dress and a wide-brimmed hat is sitting on the side of a black BMW convertible. The car is parked on a dirt shoulder next to a winding asphalt road. The background features a hillside with dry, golden-brown vegetation and evergreen trees under a clear blue sky. The scene is brightly lit, suggesting a sunny day.



Разделим выборку на train, test, val

```
train_high_image = high_img[:700]
train_low_image = low_img[:700]
train_high_image = np.reshape(train_high_image,
                               (len(train_high_image), SIZE, SIZE, 3))
train_low_image = np.reshape(train_low_image,
                              (len(train_low_image), SIZE, SIZE, 3))
```

```

val_high_image = high_img[700:830]
val_low_image = low_img[700:830]
val_high_image= np.reshape(val_high_image,
(len(val_high_image),SIZE,SIZE,3))
val_low_image = np.reshape(val_low_image,
(len(val_low_image),SIZE,SIZE,3))

test_high_image = high_img[830:]
test_low_image = low_img[830:]
test_high_image= np.reshape(test_high_image,
(len(test_high_image),SIZE,SIZE,3))
test_low_image = np.reshape(test_low_image,
(len(test_low_image),SIZE,SIZE,3))

print("Shape of training images:",train_high_image.shape)
print("Shape of test images:",test_high_image.shape)
print("Shape of validation images:",val_high_image.shape)

Shape of training images: (700, 256, 256, 3)
Shape of test images: (25, 256, 256, 3)
Shape of validation images: (130, 256, 256, 3)

```

Тренировочный набор: Содержит 700 изображений высокого разрешения и их соответствующие версии низкого разрешения. Каждое изображение имеет размеры 256x256 пикселей с 3 цветовыми каналами (RGB).

Валидационный набор: Состоит из 130 изображений высокого разрешения и их версий низкого разрешения. Эти изображения также имеют размеры 256x256 пикселей с 3 цветовыми каналами.

Тестовый набор: Включает 25 изображений высокого разрешения и их версии низкого разрешения. Опять же, изображения имеют размеры 256x256 пикселей с 3 цветовыми каналами.

Построение модели

```

input_img = Input(shape=(256,256,3))
l1 = tf.keras.layers.Conv2D(64, 9, padding = 'same', activation =
'relu')(input_img)
l2 = tf.keras.layers.Conv2D(32, 1, padding = 'same', activation =
'relu')(l1)
l3 = tf.keras.layers.Conv2D(3, 5, padding = 'same', activation =
'relu')(l2)

SRCNN = Model(input_img, l3)

def pixel_mse_loss(x,y):
    return tf.reduce_mean( (x - y) ** 2 )

```

```

SRCNN.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(0.001),loss=pixel_mse_loss)
SRCNN.summary()
plot_model(SRCNN, to_file = 'super_res.png',show_shapes=True)

```

Model: "functional_1"

Layer (type) Param #	Output Shape	
input_layer (InputLayer) 0	(None, 256, 256, 3)	
conv2d (Conv2D) 15,616	(None, 256, 256, 64)	
conv2d_1 (Conv2D) 2,080	(None, 256, 256, 32)	
conv2d_2 (Conv2D) 2,403	(None, 256, 256, 3)	

Total params: 20,099 (78.51 KB)

Trainable params: 20,099 (78.51 KB)

Non-trainable params: 0 (0.00 B)

InputLayer

Output shape: **(None, 256, 256, 3)**



Conv2D

Output shape: **(None, 256, 256, 64)**



Conv2D

Output shape: **(None, 256, 256, 32)**



Conv2D


```
SRCNN.fit(train_low_image, train_high_image, epochs = 100, batch_size
= 1,
          validation_data = (val_low_image, val_high_image))
```

Epoch 1/100

31/700 ————— 3s 5ms/step - loss: 0.1142

WARNING: All log messages before absl::InitializeLog() is called are written to STDERR

I0000 00:00:1715186655.846902 115 device_compiler.h:186] Compiled cluster using XLA! This line is logged at most once for the lifetime of the process.

700/700 ————— 9s 7ms/step - loss: 0.0202 - val_loss: 0.0047

Epoch 2/100

700/700 ————— 4s 5ms/step - loss: 0.0030 - val_loss: 0.0019

Epoch 3/100

700/700 ————— 4s 6ms/step - loss: 0.0027 - val_loss: 0.0017

Epoch 4/100

700/700 ————— 4s 5ms/step - loss: 0.0017 - val_loss: 0.0016

Epoch 5/100

700/700 ————— 4s 5ms/step - loss: 0.0037 - val_loss: 0.0032

Epoch 6/100

700/700 ————— 4s 5ms/step - loss: 0.0028 - val_loss: 0.0025

Epoch 7/100

700/700 ————— 4s 5ms/step - loss: 0.0016 - val_loss: 0.0014

Epoch 8/100

700/700 ————— 4s 5ms/step - loss: 0.0024 - val_loss: 0.0019

Epoch 9/100

700/700 ————— 4s 5ms/step - loss: 0.0016 - val_loss: 0.0016

Epoch 10/100

700/700 ————— 4s 6ms/step - loss: 0.0020 - val_loss: 0.0015

Epoch 11/100

700/700 ————— 4s 6ms/step - loss: 0.0014 - val_loss: 0.0013

Epoch 12/100

700/700 ————— 4s 6ms/step - loss: 0.0015 - val_loss: 0.0015

Epoch 13/100

700/700 ————— 4s 5ms/step - loss: 0.0013 - val_loss:

```

700/700 ————— 4s 5ms/step - loss: 0.0010 - val_loss:
0.0010
Epoch 96/100
700/700 ————— 4s 5ms/step - loss: 0.0011 - val_loss:
0.0018
Epoch 97/100
700/700 ————— 4s 5ms/step - loss: 0.0012 - val_loss:
0.0011
Epoch 98/100
700/700 ————— 4s 5ms/step - loss: 0.0010 - val_loss:
0.0011
Epoch 99/100
700/700 ————— 4s 5ms/step - loss: 0.0011 - val_loss:
0.0010
Epoch 100/100
700/700 ————— 4s 5ms/step - loss: 0.0012 - val_loss:
0.0011

```

```
<keras.src.callbacks.history.History at 0x7f1388598c10>
```

Здесь я создаю и обучаю нейронную сеть SRCNN для выполнения задачи суперразрешения изображений.

SRCNN использует сверточные слои для изучения пространственных зависимостей в изображениях и генерации суперразрешенных версий входных изображений.

Обучение модели производится на тренировочных данных, а ее производительность оценивается на валидационном наборе.

Функция потерь MSE используется для измерения различия между предсказанными и фактическими изображениями.

```

def PSNR(y_true,y_pred):
    mse=tf.reduce_mean( (y_true - y_pred) ** 2 )
    return 20 * log10(1/ (mse ** 0.5))

def log10(x):
    numerator = tf.math.log(x)
    denominator = tf.math.log(tf.constant(10, dtype=numerator.dtype))
    return numerator / denominator

def pixel_MSE(y_true,y_pred):
    return tf.reduce_mean( (y_true - y_pred) ** 2 )

def plot_images(high,low,predicted):
    plt.figure(figsize=(15,15))
    plt.subplot(1,3,1)
    plt.title('High Image', color = 'green', fontsize = 20)
    plt.imshow(high)
    plt.subplot(1,3,2)

```

```

plt.title('Low Image ', color = 'black', fontsize = 20)
plt.imshow(low)
plt.subplot(1,3,3)
plt.title('Predicted Image ', color = 'Red', fontsize = 20)
plt.imshow(predicted)

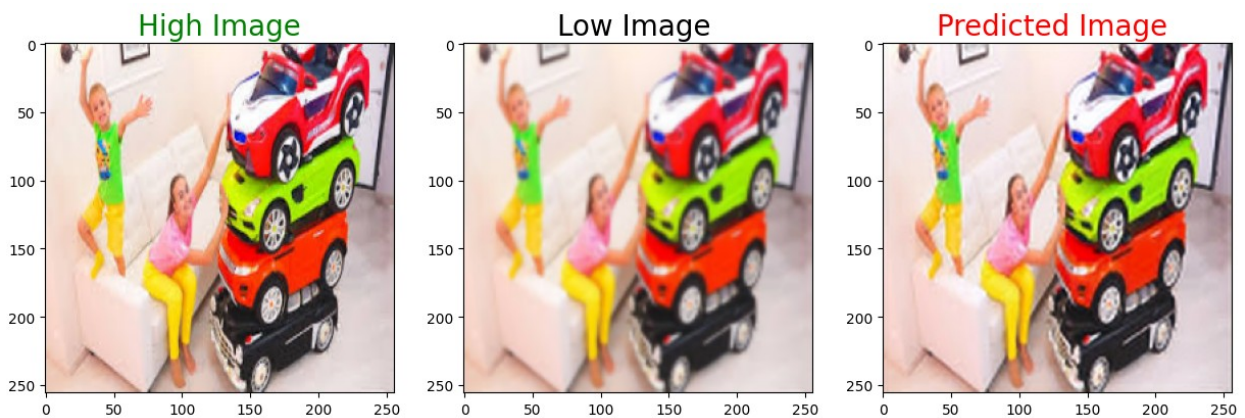
plt.show()

for i in range(16,25):

    predicted =
np.clip(SRCNN.predict(test_low_image[i].reshape(1,SIZE,
SIZE,3)),0.0,1.0).reshape(SIZE, SIZE,3)
    plot_images(test_high_image[i],test_low_image[i],predicted)
    print('PSNR',PSNR(test_high_image[i],predicted),'dB',
"SSIM",tf.image.ssim(test_high_image[i],predicted,max_val=1))

1/1 _____ 0s 20ms/step

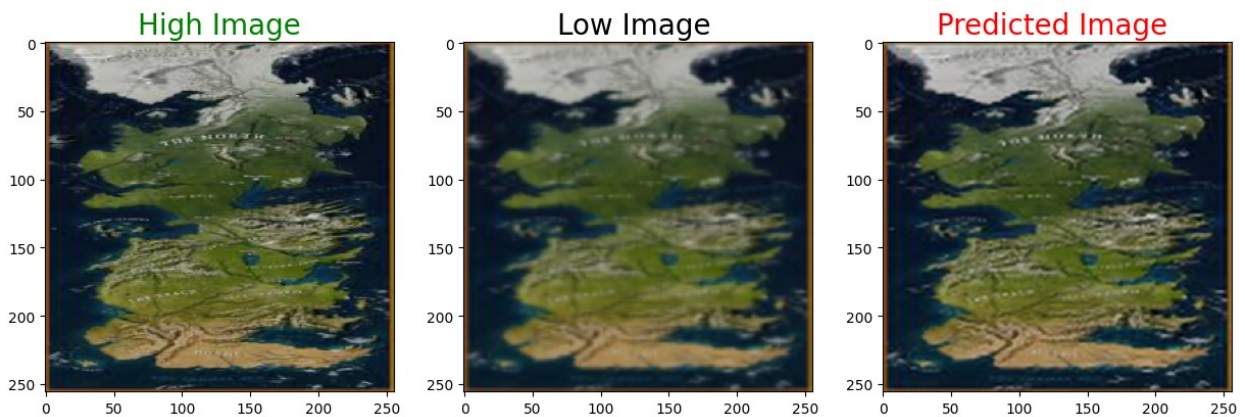
```



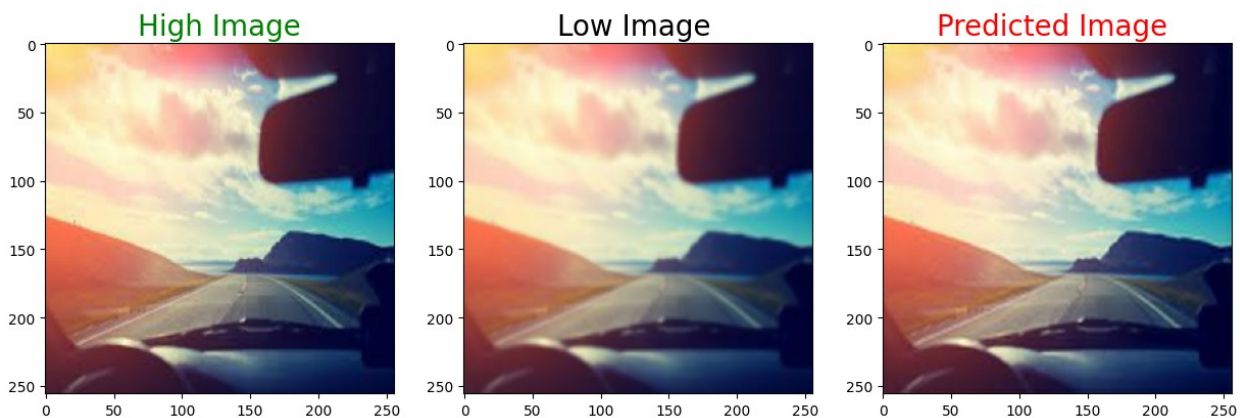
```

PSNR tf.Tensor(27.96211, shape=(), dtype=float32) dB SSIM
tf.Tensor(0.91987234, shape=(), dtype=float32)
1/1 _____ 0s 20ms/step

```



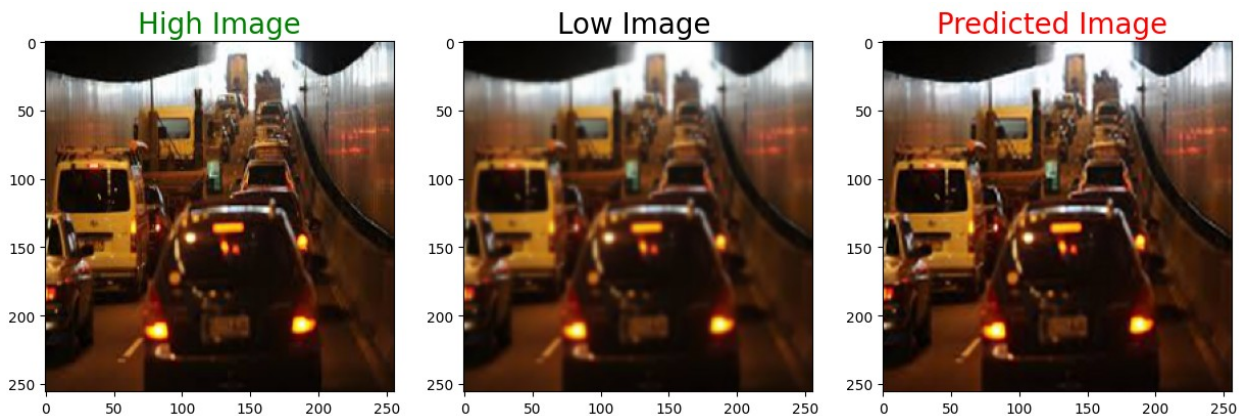
```
PSNR tf.Tensor(28.87555, shape=(), dtype=float32) dB SSIM  
tf.Tensor(0.8711656, shape=(), dtype=float32)  
1/1 _____ 0s 20ms/step
```



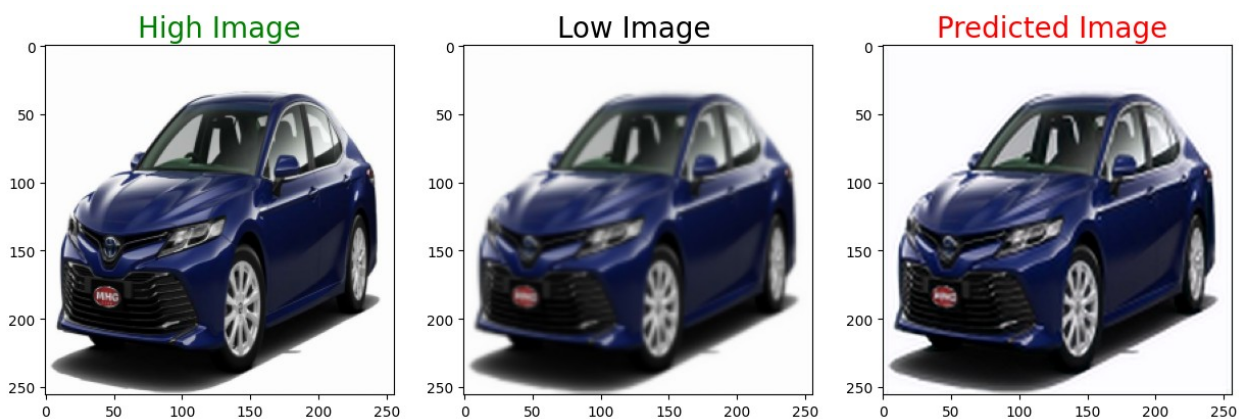
```
PSNR tf.Tensor(37.34618, shape=(), dtype=float32) dB SSIM  
tf.Tensor(0.9710765, shape=(), dtype=float32)  
1/1 _____ 0s 19ms/step
```



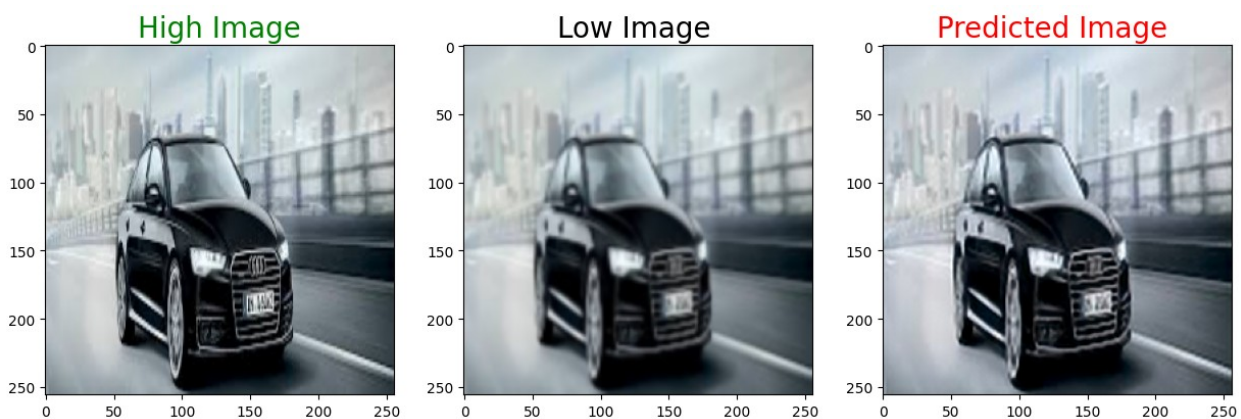
```
PSNR tf.Tensor(29.152397, shape=(), dtype=float32) dB SSIM  
tf.Tensor(0.8999775, shape=(), dtype=float32)  
1/1 _____ 0s 20ms/step
```

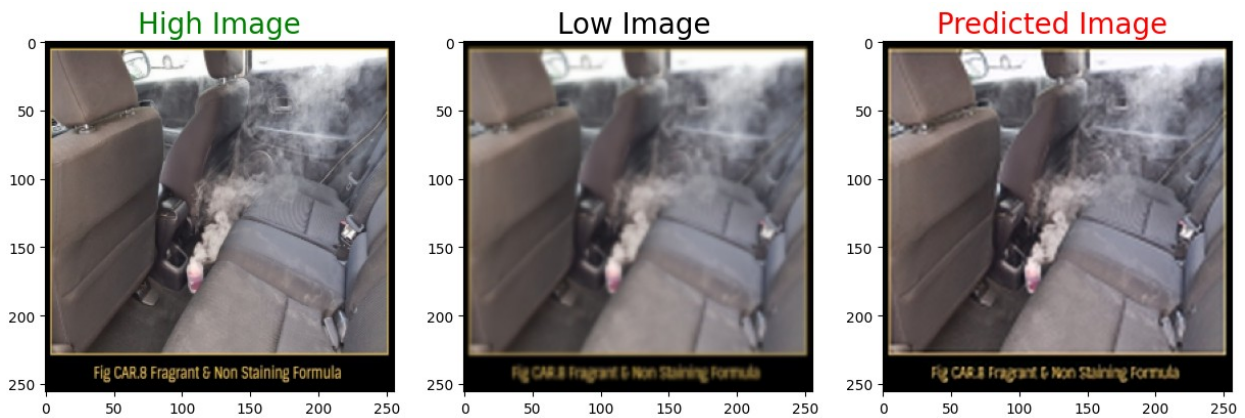
PSNR tf.Tensor(31.989994, shape=(), dtype=float32) dB SSIM
 tf.Tensor(0.945203, shape=(), dtype=float32)
 1/1 0s 20ms/step



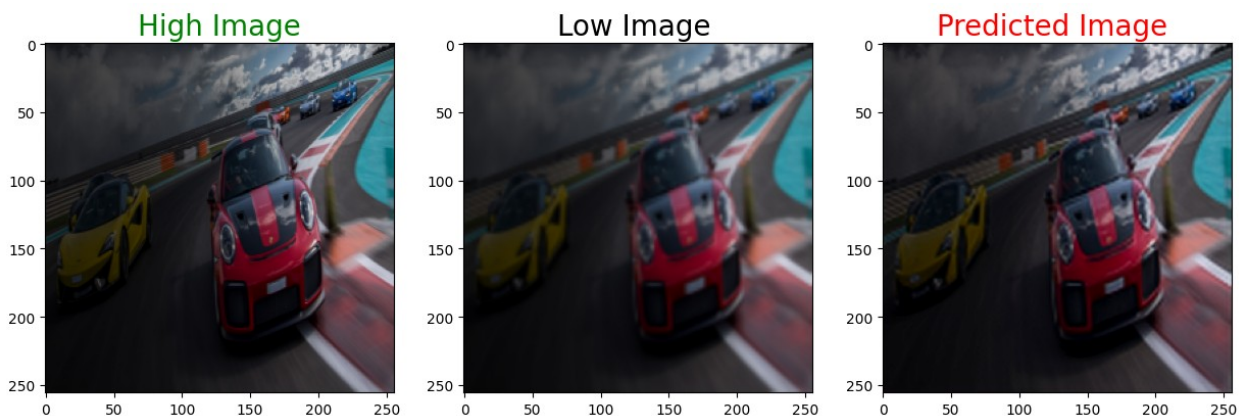
PSNR tf.Tensor(29.215916, shape=(), dtype=float32) dB SSIM
 tf.Tensor(0.9406956, shape=(), dtype=float32)
 1/1 0s 21ms/step



```
PSNR tf.Tensor(29.465443, shape=(), dtype=float32) dB SSIM  
tf.Tensor(0.94587564, shape=(), dtype=float32)  
1/1 _____ 0s 21ms/step
```



```
PSNR tf.Tensor(27.612766, shape=(), dtype=float32) dB SSIM  
tf.Tensor(0.91395617, shape=(), dtype=float32)  
1/1 _____ 0s 19ms/step
```



```
PSNR tf.Tensor(33.54394, shape=(), dtype=float32) dB SSIM  
tf.Tensor(0.94290525, shape=(), dtype=float32)
```

Исходя из значений PSNR и SSIM, можно сделать следующие выводы о модели:

PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio): Значение PSNR составляет около 27 - 40 дБ. Это говорит о том, что среднее отношение сигнал-шум на предсказанных изображениях является довольно высоким. Чем выше это значение, тем меньше искажений содержится в предсказанных изображениях по сравнению с исходными.

SSIM (Structural Similarity Index): Значение SSIM около 0.92. Это указывает на высокое структурное сходство между предсказанными и исходными изображениями. Чем ближе SSIM к 1, тем более сходны изображения по структуре.

Таким образом, модель SRCNN демонстрирует хорошие результаты восстановления изображений на тестовом наборе данных низкого разрешения, выраженные как высокие значения PSNR и SSIM. Это говорит о том, что модель успешно улучшает качество изображений при суперразрешении.

```
# Save the entire model as a SavedModel.  
# !mkdir -p saved_model  
# SRCNN.save('/kaggle/working/')  
# SRCNN.export('/kaggle/working/saved_model')
```

Saved artifact at '/kaggle/working/saved_model'. The following endpoints are available:

```
* Endpoint 'serve'  
  args_0 (POSITIONAL_ONLY): TensorSpec(shape=(None, 256, 256, 3),  
dtype=tf.float32, name='keras_tensor')  
Output Type:  
  TensorSpec(shape=(None, 256, 256, 3), dtype=tf.float32, name=None)  
Captures:  
139721864318992: TensorSpec(shape=(), dtype=tf.resource, name=None)  
139721870036128: TensorSpec(shape=(), dtype=tf.resource, name=None)  
139721864581840: TensorSpec(shape=(), dtype=tf.resource, name=None)  
139721864580784: TensorSpec(shape=(), dtype=tf.resource, name=None)  
139721864699696: TensorSpec(shape=(), dtype=tf.resource, name=None)  
139721864707088: TensorSpec(shape=(), dtype=tf.resource, name=None)
```