

程序报告

一、问题重述

图像是一种非常常见的信息载体，但是在图像的获取、传输、存储的过程中可能由于各种原因使得图像受到噪声的影响。

如何去除噪声的影响，恢复图像原本的信息是计算机视觉中的重要研究问题。

常见的图像恢复算法有基于空间域的中值滤波、基于小波域的小波去噪、基于偏微分方程的非线性扩散滤波等，在本次实验中，我们要对图像添加噪声，并对添加噪声的图像进行基于模型的去噪。

A. 生成受损图像。

- 受损图像 (X) 是由原始图像 ($I \in R^{H*W*C}$) 添加了不同噪声遮罩 (noise masks) ($M \in R^{H*W*C}$) 得到的 ($X = I \odot M$)，其中 \odot 是逐元素相乘。
- 噪声遮罩仅包含 $\{0,1\}$ 值。对原图的噪声遮罩的可以每行分别用 0.8/0.4/0.6 的噪声比率产生的，即噪声遮罩每个通道每行 80%/40%/60% 的像素值为 0，其他为 1。

B. 使用你最擅长的算法模型，进行图像恢复。

C. 评估误差为所有恢复图像 (R) 与原始图像 (I) 的 2-范数之和，此误差越小越好。

$\text{error} = \sum_{i=1}^3 \text{norm}(R_i(:) - I_i(:), 2)$ ，其中 $(:)$ 是向量化操作，其他评估方式包括 Cosine 相似度以及 SSIM 相似度。

二、设计思路

noise_mask_image()

输入的 `noise_ratio` 是一个有三个值的列表，分别是 channel1、2、3 的 ratio。

对于每一个像素（按照行 `i`，列 `j` 来遍历）的每一个 channel（按 `k` 来遍历），生成一个随机数。如果这个随机数比该 channel 对应的 ratio 小，将 `noise_img[i][j][k]` 设为 0，否则，设为 `img[i][j][k]`

restore_image()

对于图片中的每一个像素点而言，都有 3 个 channel。

对于每一个像素点中的每一个 channel 而言，都需要在以其为中心、边长为 `size*2` 的正方形区域内，寻找未被 noise 影响的样本点作为训练集，来对该像素点进行线性拟合。

三、代码内容

noise_mask_image()

```
1 def noise_mask_image(img, noise_ratio):
2     """
3     根据题目要求生成受损图片
4     :param img: 图像矩阵，一般为 np.ndarray
5     :param noise_ratio: 噪声比率，可能值是0.4/0.6/0.8
6     :return: noise_img 受损图片，图像矩阵值 0-1 之间，数据类型为 np.array，
7             数据类型对象 (dtype): np.double，图像形状:(height,width,channel),通
            道(channel) 顺序为RGB
8     """
```

```

9      # 受损图片初始化
10     noise_img = None
11
12     # -----实现受损图像答题区域-----
13     height,width,channel=img.shape
14
15     for i in range(height):
16         for j in range(width):
17             for k in range(channel):
18                 r=random.random()
19                 if r<noise_ratio[k]:
20                     noise_img[i][j][k]=0
21                 else:
22                     noise_img[i][j][k] = img[i][j][k]
23
24     # -----
25
26     return noise_img
27

```

restore_image()

```

1  def restore_image(noise_img, size=4):
2      """
3      使用 区域二元线性回归模型 进行图像恢复。
4      :param noise_img: 一个受损的图像
5      :param size: 输入区域半径，长宽是以 size*size 方形区域获取区域，默认是 4
6      :return: res_img 恢复后的图片，图像矩阵值 0-1 之间，数据类型为 np.array，
7              数据类型对象 (dtype): np.double，图像形状:(height,width,channel)，通
              道(channel) 顺序为RGB
8      """
9      # 恢复图片初始化，首先 copy 受损图片，然后预测噪声点的坐标后作为返回值。
10     res_img = np.copy(noise_img)
11
12     # 获取噪声图像
13     noise_mask = get_noise_mask(noise_img)
14
15     # -----实现图像恢复代码答题区域-----
16     rows, cols, channel = res_img.shape
17     region = 10 # 10 * 10
18     row_cnt = rows // region
19     col_cnt = cols // region
20
21     # channel
22     for chan in range(channel):
23         # row
24         for rn in range(row_cnt + 1):
25             ibase = rn * region
26             if rn == row_cnt:
27                 ibase = rows - region
28             # col
29             for cn in range(col_cnt + 1):
30                 jbase = cn * region
31                 if cn == col_cnt:
32                     jbase = cols - region
33                 # x是训练集
34                 x_train = []

```

```

35         # y是带了label的训练集
36         y_train = []
37         x_test = []
38
39         # 对于每一个像素而言，都需要在以其为中心、
40         # 边长为`size*2`的正方形区域内，寻找未被noise影响的样本点作为训练集，
41         # 来对该像素点进行线性拟合。
42         for i in range(ibase, ibase+region):
43             for j in range(jbase, jbase+region):
44                 # 被noise影响的点，不算在训练集之内。
45                 if noise_mask[i, j, chan] == 0:
46                     x_test.append([i, j])
47                     continue
48                     x_train.append([i, j])
49                     y_train.append([res_img[i, j, chan]])
50         if x_train == []:
51             print("x_train is None")
52             continue
53
54         #线性回归
55         reg = LinearRegression()
56         #训练
57         reg.fit(x_train, y_train)
58         pred = reg.predict(x_test)
59         for i in range(len(x_test)):
60             res_img[x_test[i][0], x_test[i][1], chan] = pred[i][0]
61         res_img[res_img > 1.0] = 1.0
62         res_img[res_img < 0.0] = 0.0
63         # -----
64         return res_img

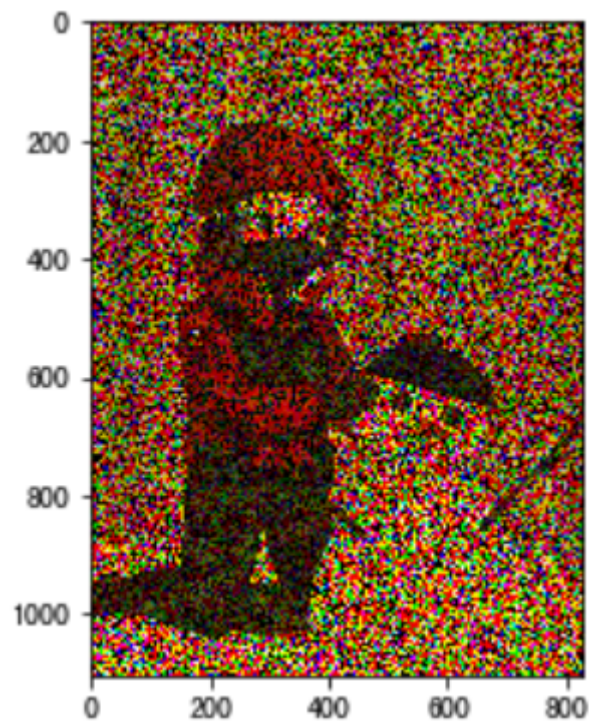
```

四、实验结果

在mo平台上的结果如下：

测试噪声图片的恢复（噪声种类 1）	✓	0s	
测试噪声图片的生成	✓	2s	生成的噪声图片的噪声比例无误
测试噪声图片的恢复（噪声种类 2）	✓	0s	恢复成功，在 150 x 150 的测试图片，得到的误差为 19.031，SSIM 相似度为 0.85，Cosine 相似度为 0.991
测试噪声图片的恢复（噪声种类 3）	✓	0s	恢复成功，在 150 x 150 的测试图片，得到的误差为 19.25，SSIM 相似度为 0.844，Cosine 相似度为 0.991

用A.png测试，输出的噪声图片如下：



五、总结

是否达到目标预期：是

可能改进的方向：提高算法性能

实验过程中遇到的困难：对于线性回归模型的一知半解，对于本实验中需要使用的几个包的不熟悉，刚开始对于题意也不太明白。