计算机图形与图像技术
期末大作业实验报告

Seam Carving 算法的实现与讨论

软件学院　公岩松　2120190505

一、引言

第 34 届 SIGGRAPH 数字图形学年会于 2007 年举行，在会中，Shai Avida 教授和 Ariel Shamir 教授展示了他们的学术成果，一种能够保持图像中的“关键区域”不变，仅在图像中“不重要的区域”进行修改的图像放缩算法。该算法能够改变图像的整体宽高比，但是却能很好地维持“重要区域”完整性，不会发生扭曲变形或比例失调。这样的特性使得算法能够在很多实际情形下得以应用，例如，当图像由计算机屏幕迁移到手机屏幕，保持图像全屏显示的同时（改变了宽高比），也能够正常的显示图像的主体内容。或是将普通相机拍摄的照片经过算法处理起到广角相机的拍摄效果。算法在经过简单的改进之后，甚至可以通过简单地人工标注，实现“物体删除”的效果。

本次实验报告主要分为五个部分，第一部分介绍算法以及文章的整体结构。第二部分介绍算法的原理以及计算步骤。第三部分描述算法的实现过程和具体代码。第四部分详细地给出算法在两组图像中的实验结果，并做出分析。第五部分对原 Seam Carving 算法做出尝试性改进，观察改进后新的实验结果，并做出分析。

其中，实验部分包含以下的实验及结果：

1. 图像剪裁：将原图像剪裁为指定尺寸，并保持主体内容完整且比例正常。
2. 图像重定向（Retarget）：将原图像重定向到指定尺寸，并保持主体内容完整且比例正常。
3. 内容去除：指定一个矩形的内容，将该矩形内容从原图像中删除，并且尽可能保持其余部分维持原有形状。

而第五部分则包含两个方面的实验尝试与结果：

1. 结合其他算法重新评估像素重要性并生成能量图，观察图像剪裁结果。
2. 优化算法时间性能，一次性选择多条 Seam 进行剪裁，观察图像剪裁的结果。

二、算法描述

相比于算法目标的复杂，算法步骤却异常的简单，下面具体介绍利用 Seam Carving 算法进行图像剪裁的步骤：

1. 计算图像中每个像素的“重要程度”（能量），生成能量图。

在绝大多数情况下，我们可以做出如下假设：像素值变化越剧烈的区域（如边界，角点），是人眼最容易捕捉到的区域，也是图像相对重要的区域。与此相反，像素变化较为平缓的区域，很多情况下使图像中的“背景区域”，是人们很少关注的区域。所以，算法给出一个简易假设：如果一个像素梯度绝对值较大，则该像素重要，算法倾向于保留。而某像素位置的梯度绝对值接近 0，则该像素不重要，算法倾向于删除。因此，某像素的“重要度”（能量）可由以下公式计算得出：

$$\mathrm{e(I)} = \left|\frac{\partial I}{\partial x}\right| + \left|\frac{\partial I}{\partial y}\right|$$

每个像素按照上述公式算出能量值后，构成能量图E。

2. 从能量图中找到一条能量累积最小的纵向八连通路径，称之为 Seam。

通常在这个步骤中使用动态规划算法，能够使得算法的时间复杂度从$\mathrm{n} * 3^{\mathrm{n}}$（暴力搜索）降低至$\mathrm{n}^2$。其核心步骤是构建能量累计图$\mathrm{M}$，其计算方式如下：

$$\mathrm{M[i,j]} = \mathrm{E[i,j]} + \min(\mathrm{M[i-1,j-1]}, \mathrm{M[i-1,j]}, \mathrm{M[i-1,j+1]})$$

在此同时，记录每一个像素最小能量路径的前置像素。之后，从M最后一行

找到能量累积最小的像素，从此像素开始，根据前置像素信息回溯到第一行，最终找到一条能量累积最小的纵向连通路径。

3. 删除上一步骤中得到的连通路径。

4. 重复 1 至 3 步骤，直到删除的列数符合剪裁要求。

5. 将图像旋转 90°，重复 1-4 步骤，直到删除的行数符合剪裁要求。

6. 将图像旋转回原图方向。

对于图像重定向的任务，其核心思路是：首先通过其他方法对原有图像进行等比例放缩（例如双线性插值放大图像），之后在该图像上利用 Seam Carving 进行图像剪裁，即可起到图像重定向的效果。

而对于区域删除的任务，只需要将待删除像素的重要性（能量）特殊标注为$-\infty$，就能使生成的 Seam 通过待删除区域，不断删除 Seam 直到将目标区域完全删除。同理，对于不想误删的区域，可手动将其重要性（能量）标注为$+\infty$。

三、算法实现

1. 计算能量图

本次实现选取 Sobel 算子计算像素点的梯度，Sobel 算子形式如下：

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

该算子与原图像做卷积，可以得出图像每个像素点的梯度，这就构成了算法描述中提到的能量图，其代码实现如下图：

```python
# compute gradient of image

def compute_sobel(im):
    filter_du = np.array([
        [1.0, 2.0, 1.0],
        [0.0, 0.0, 0.0],
        [-1.0, -2.0, -1.0],
    ])
    filter_dv = np.array([
        [1.0, 0.0, -1.0],
        [2.0, 0.0, -2.0],
        [1.0, 0.0, -1.0],
    ])
    im = im.astype('float32')
    convolved = np.absolute(convolve(im, filter_du)) + \
     np.absolute(convolve(im, filter_dv))
    return convolved
```

2. 计算能量累积图

生成能量累积图过程中值得注意的问题是，计算时需要时刻记录每个像素在其最小能量连通路径中的前置节点，这样方便在找到最小累积值对应的像素之后，回溯找到整条最小能量连通路径。其实现代码如下所示：

```python
def compute_M(importances):
    [row, column] = importances.shape
    M = np.zeros((row, column))
    track = np.zeros((row, column))

    for i in range(row):
        for j in range(column):
            if (i == 0):
                M[i][j] = importances[i][j]
                track[i][j] = 0
            else:
                if (j == 0):
                    M[i][j] = importances[i][j] + np.min(M[i - 1, j: j + 2])
                    track[i][j] = j + np.argmin(M[i - 1, j: j + 2])
                elif (j == column - 1):
                    M[i][j] = importances[i][j] + np.min(M[i - 1, j - 1: j + 1])
                    track[i][j] = j - 1 + np.argmin(M[i - 1, j - 1: j + 1])
                else:
                    M[i][j] = importances[i][j] + np.min(M[i - 1, j - 1 : j + 2])
                    track[i][j] = j - 1 + np.argmin(M[i - 1, j - 1: j + 2])
    return M, track
```

3. 找出最小能量连通路径并删除

这部分通过上一步骤中生成的前置节点信息 track，回溯找到最小能量的联通路径，最终对其进行删除，其实现代码如下所示：

```
# delete a column path

def delete_column(img):
    image = img.copy()
    im = cv2.cvtColor(image,cv2.COLOR_RGB2GRAY)

    [row, column, channel] = image.shape
    mask = np.ones((row, column), dtype=np.bool)

    importances = compute_importance(im)
    [M, btrack] = compute_M(importances)

    pos = np.argmin(M[row - 1, :])
    mask_im = image.copy()
    for i in reversed(range(row)):
        mask[i, pos] = 0
        pos = int(btrack[i, pos])
        mask_im[i, pos] = 255

    mask = np.stack([mask] * 3, axis=2)

    image = image[mask].reshape((row, column - 1, channel))

#     plt.imshow(mask_im)
    return image
```

4. 根据目标图片尺寸对原图进行剪裁。

其实现代码如下:

```
# crop the image to new size

def crop_image(im, newrow, newcol):
    image = im.copy()
    [row, col, channel] = image.shape
    crop_row_times = row - newrow
    crop_col_times = col - newcol
    for i in range(crop_col_times):
#         print(i)
        image = delete_column(image)

    image = np.rot90(image, 1, (0, 1))
    for i in range(crop_row_times):
#         print(i)
        image = delete_column(image)
    image = np.rot90(image, 3, (0, 1))
    return image
```

5. 图像重定向实现代码

图像的重定向主要针对目标尺寸比原图像尺寸大的情况（若重定向尺寸较原图小，可直接进行图像剪裁）。针对这种情况，首先根据目标尺寸的长宽，适当等比例放大原图像，针对放大后的图像再进行上述的图像剪裁操作，最终完成图像重定向的目标。

```
# retarget the image to new size

def retarget_image(im, newrow, newcol):
    image = im.copy()
    [row, col, channel] = image.shape
    row_radio = row / newrow
    col_radio = col / newcol
    print (row_radio, col_radio)
    if (newrow > row and newcol > col):
        if (row_radio < col_radio):
            thecol = int(col / row_radio)
            image = img_resize(image, thecol)
        else:
            image = img_resize(image, newcol)
    elif (newrow > row and newcol <= col):
        thecol = int(col / row_radio)
        image = img_resize(image, thecol)
    elif (newrow <= row and newcol > col):
        image = img_resize(image, newcol)

    print (image.shape)
    image = crop_image(image, newrow, newcol)
    return image
```

6. 区域删除的实现

1) 设定某矩形区域能量值为−∞，并删除一条最小能量连通路径

```
# remove a column path of the signned rect

def remove_line(img, a, b, c ,d):
    im = img.copy()
    image = cv2.cvtColor(im,cv2.COLOR_RGB2GRAY)

    [row, column, channel] = im.shape
    mask = np.ones((row, column), dtype=np.bool)

    importances = compute_importance(image)
    for i in range(b - a):
        for j in range(d - c):
            importances[i + a][j + c] = -100000
    [M, btrack] = compute_M(importances)
#     plt.imshow(M, cmap = plt.cm.gray)

    pos = np.argmin(M[row - 1, :])
    mask_im = image.copy()
    for i in reversed(range(row)):
        mask[i, pos] = 0
        pos = int(btrack[i, pos])
        mask_im[i, pos] = 255

    mask = np.stack([mask] * 3, axis=2)

    im = im[mask].reshape((row, column - 1, channel))
#     plt.imshow(im, cmap = plt.cm.gray)
    return im
```

2) 多次删除连通路径，直到指定区域完全被删除

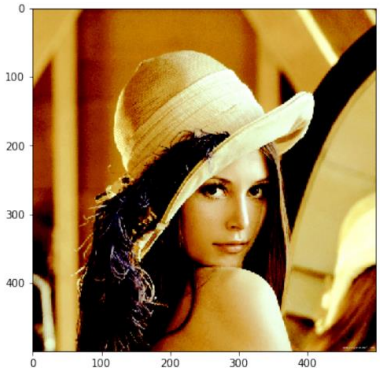
```
# remove the signned rect vertically

def remove_rect(im, a, b, c ,d):
    image = im.copy()
    m  = d
    for i in range(d - c - 1):
#         print (i)
        image = remove_line(image, a, b, c, m)
        m = m - 1
    return image


# remove the signned rect horizentally

def remove_rect_horizon(im, a, b, c ,d):
    [row, col, channel] = im.shape
    image = im.copy()
    newc = col - d
    newd = col - c
    image = np.rot90(image, 1, (0, 1))
    m  = b
    for i in range(b - a - 1):
#         print (i)
        image = remove_line(image, newc, newd, a, m)
        m = m - 1
    image = np.rot90(image, 3, (0, 1))
    return image
```

其中值得注意的是，第一个函数是将标定的矩形区域以纵向删除的方式进行去除（一次删除矩形中的一列），而后者则是以横向的方式对选定矩形区域删除（一次删除矩形中的一行）。根据选定目标的不同，两种删除方式得到的结果也有所不同。

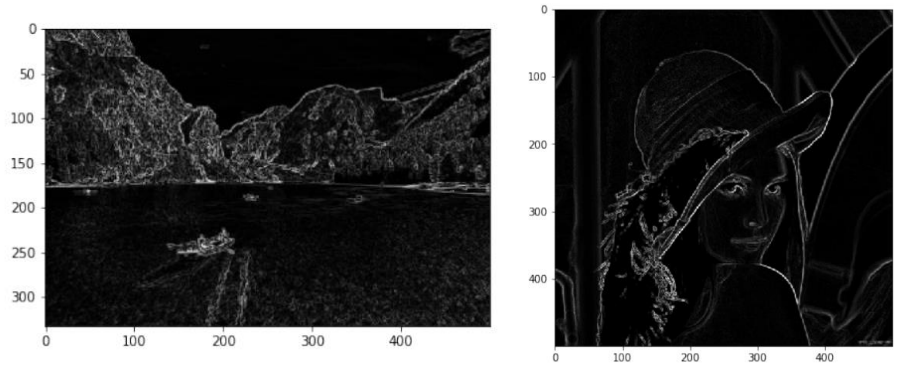
四、实验结果与分析

1. 中间结果的可视化

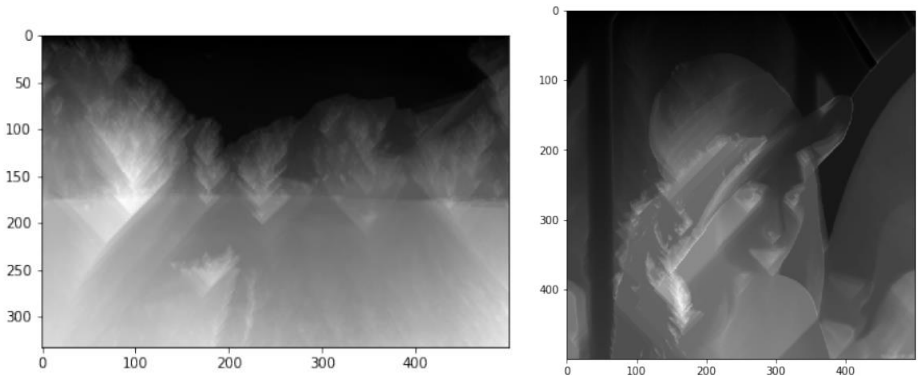
1) 原图像读取



2) 能量图

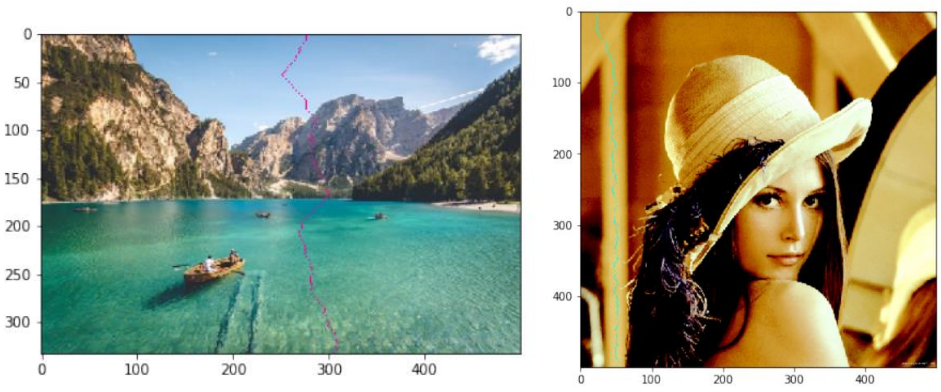


3) 能量累积图



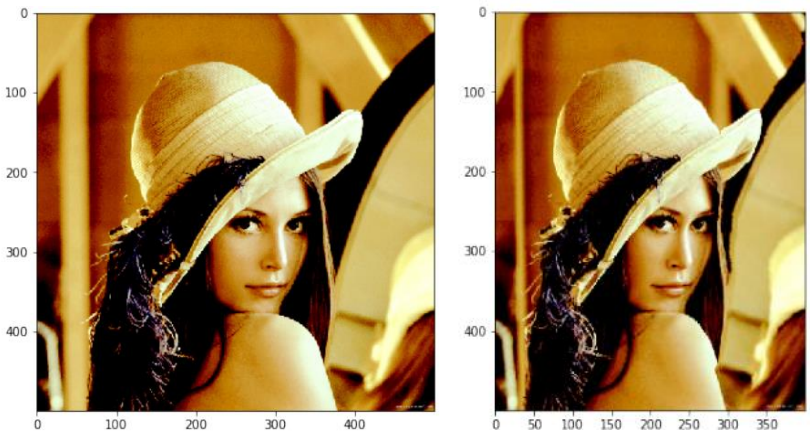
4) 找到最小能量连通路径

左边图像中使用红色细线标注（中部偏右），右边图像使用绿色细线标注（靠左部分）。



2. 图像剪裁

如上图所示，第一幅图像由 333 * 500 像素剪裁为 333 * 300 像素，第二幅图像由 500 * 500 像素剪裁为 400 * 450 像素。左半部分均为原图像，右半部分图像则是剪裁后的结果。可以看出在上述两种情况下，剪裁前后图像几乎没有发生扭曲和变形。最重要的是，图像中重要的物体和区域（船、人物等）没有因为长宽比例的变化而发生挤压和拉伸。

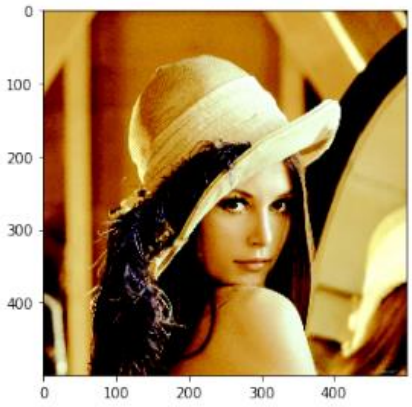


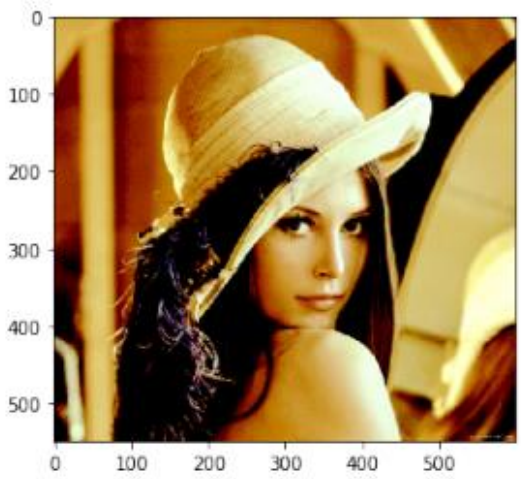
对于上述情况，将图像由 500 * 500 像素剪裁至 500 * 350 像素。图像变窄的

同时人物面部也发生了可见的扭曲和变形，这是由于人物皮肤区域较为平滑，但其位于图像的前景区域，这种情况下不能仅根据像素梯度判断该像素是是否重要。对于前景比例较大或前景区域较为平滑的图像，Seam Carving 通常会得到不理想的结果，这是算法的重要缺陷之一.

3. 图像放缩

这部分内容与上一部分相似，仅放出实验结果:

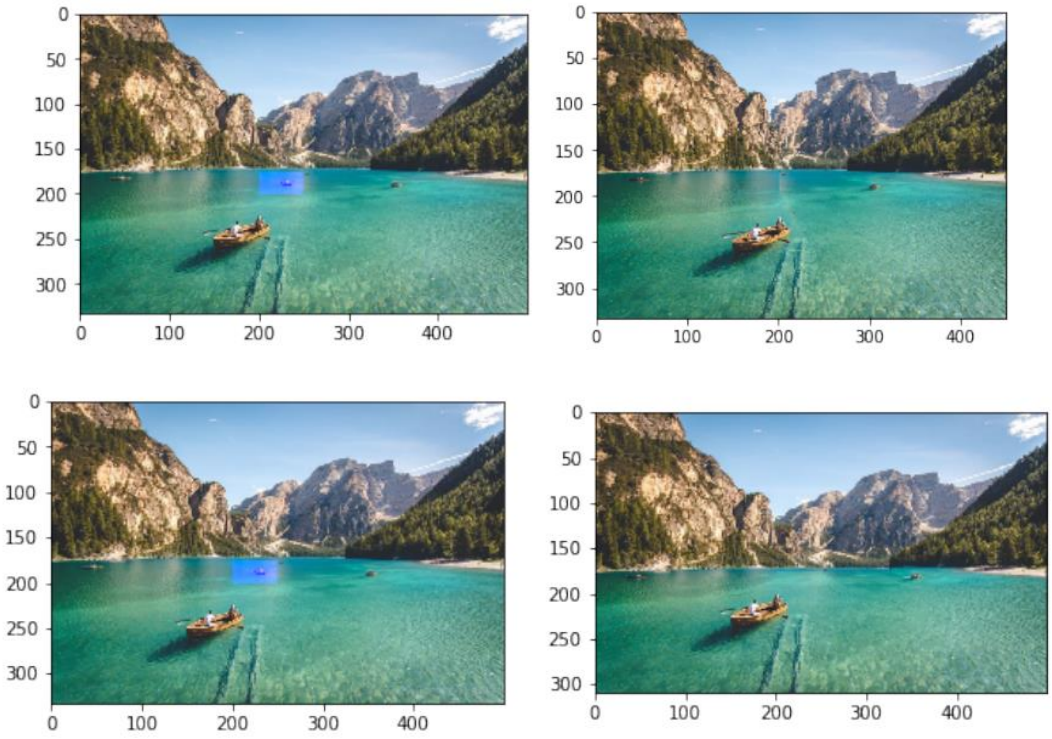




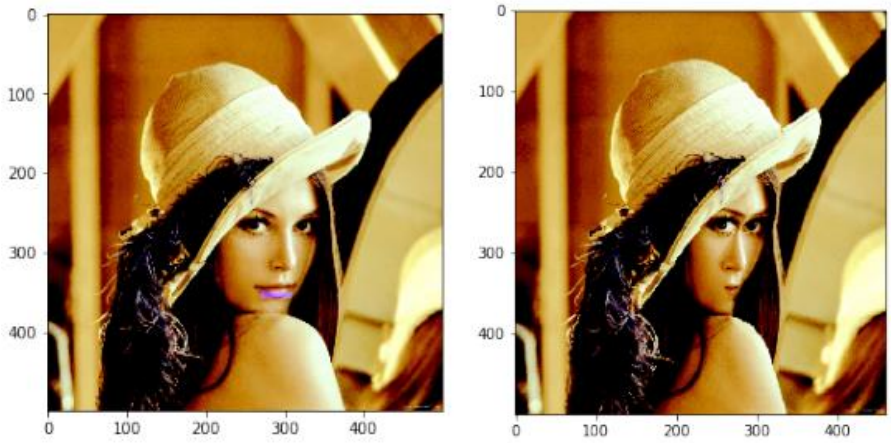
第一幅图由 333* 500 像素重定向至 320* 400 像素，第二幅图由 500 * 500 像素重定向至 550 * 600 像素

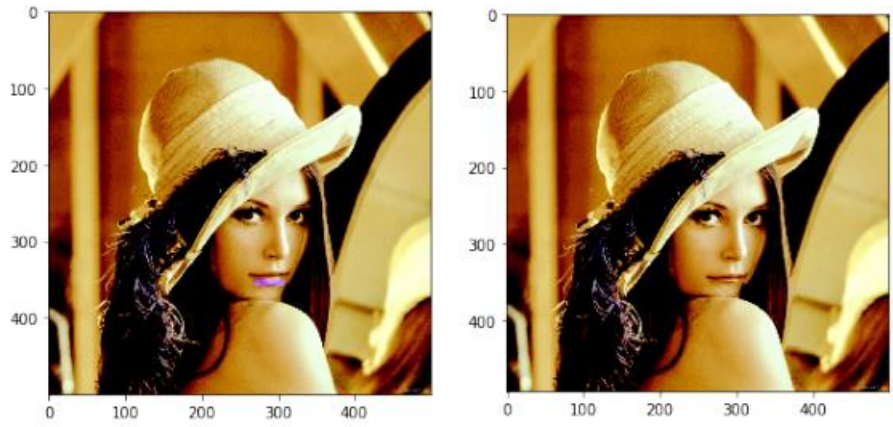
4. 区域删除

本次实验选取某一矩形区域，对其进行删除。左侧图像中待删除的矩形区域标记有蓝紫色蒙版（远方的小船），右侧图像为删除矩形后的图像:



上述两组删除实例中，前者是纵向删除矩形中的像素（一次删除矩形的一列），后者则是横向删除矩形中的像素。所以删除前后，前一副图像的宽度变窄，而后一幅图像的高度降低。但无论是横向删除还是纵向删除，删除后的图像依然没有发生明显的形变与扭曲，保持着良好的稳定性与可视性。





而在以上两组删除实例中，对于图中人脸嘴唇区域的删除，前者采取了纵向删除的方式，而后者采用了横向删除的方式。可以明显地看出，纵向删除的方式极大地扭曲了人脸图像，而横向删除后的图像看上去则比较自然，甚至产生了人物“抿嘴”的效果。所以，针对不同的图像、不同的待删除区域，应该慎重选择删除的策略。

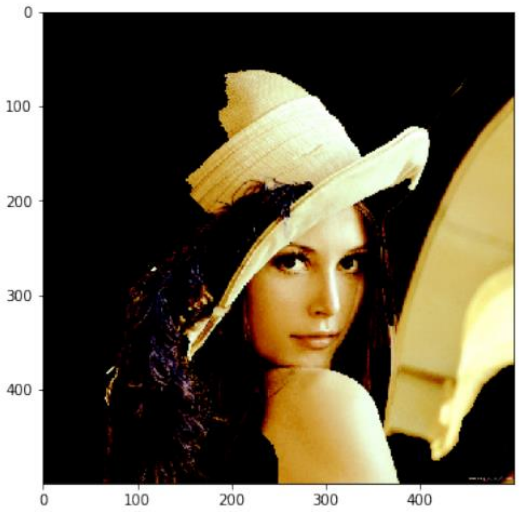
五、尝试与发现

1. 改变像素重要性评价指标

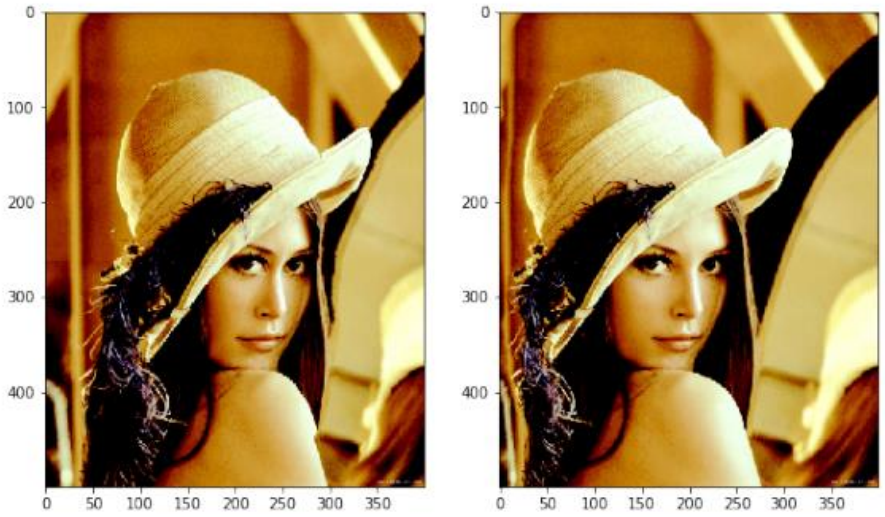
上文图像剪裁第三组实验中，Lena 图像人脸在经过 Seam Carving 剪裁之后，人脸区域发生扭曲，影响了图像的整体观感。这是由于人的皮肤虽然是图像的前景，但其梯度较为平滑，导致了算法的误删。为了解决这个问题，需要让算法更加“智能”地判断像素的“重要性”，所以，本文尝试增加像素的重要性评价指标，结合前景分离的技术（Grab Cut）,提升前景像素的重要性，最终使得图像剪裁更加“智能”。

Grab Cut 是迭代的 Graph Cut 算法。该算法利用了图像中的纹理（颜色）信息和边界（反差）信息，能够较为迅速地将图像中的前景和背景分离，该算

法为每个像素估计其为前景的概率，根据阈值完成图像的像素级分割。



上图是 Grab Cut 对 Lena 图像进行前景分离的结果，可以看到算法把前景中的人像较为完整地保留了下来，背景则以黑色像素替代。但是受限于算法的能力，可以看到分离后的图像仍然带有一些背景信息。



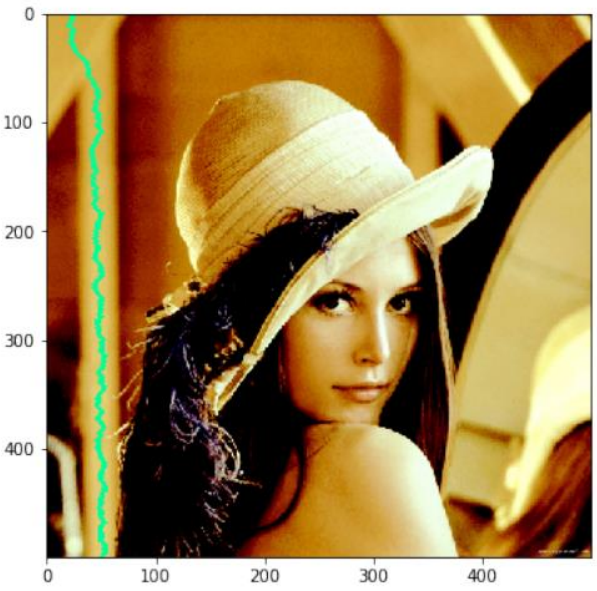
如上图所示，左图为直接利用 Seam Carving 对图像进行剪裁的结果，而右图则是经过 Grab Cut 提升前景像素重要性（能量值）后图像剪裁的结果。第一幅图的人像发生了扭曲变形，双眼间距明显变小。而后者能够较为完整地保留图像中的人像，即“重要区域”，删除较多的部分则是图像左半部分的背景。

2. 加速剪裁过程

经过实验，Seam Carving 把一帧 500 * 500 的图像剪裁到 500 * 425 大小需要超过 2 分钟的时间，这样的时间性能还有很大的提升余地。在实验过程中发现，计算能量累积图M是占用时间较多的步骤之一，所以为了避免重复计算M，本文试图根据单次M的计算结果删除多条连通路径。这个过程有两种简易的方式实现，下文是对两种方式的实现与探讨：

1) 删除一条连通路径周围的像素

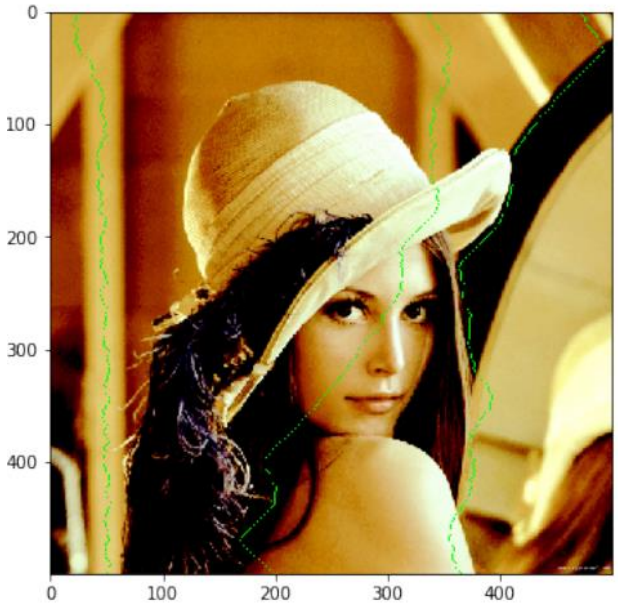
在绝大多数情况下，连通路径周围的像素与路径上的像素较为相似，通常的能量值也较小。所以第一个思路即对连通路径进行“加粗”，从而一次删除多条路径，如下图所示：



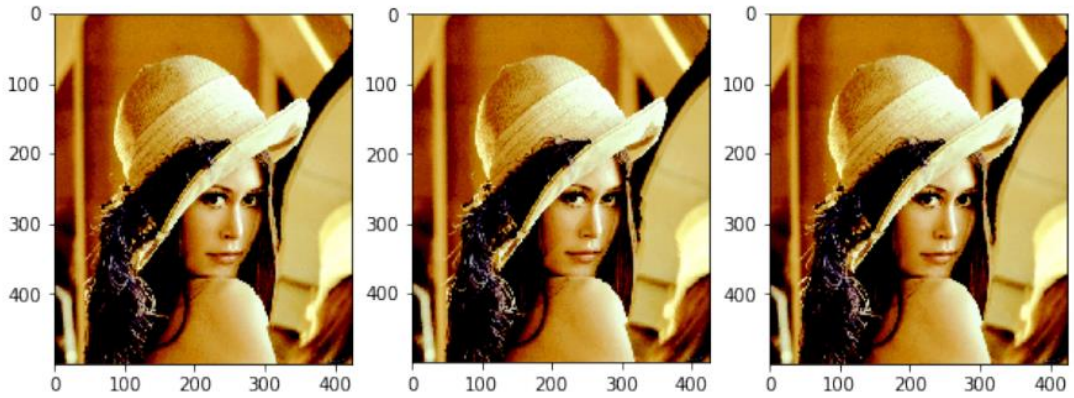
这种方式的弊端显而易见：如果仅删除一条较“窄”的路径，周围像素的色差不会很明显，而删除了较“粗”的路径，图像中容易出现可见色差。

2) 利用M计算出多条路径

其思路如下：根据M的计算结果，算法按照能量累积从小到大的顺序，贪心地寻找没有“交叉”的多条路径，结果如下图三条绿色路径所示：



当然，这种方式的弊端也较为明显：为了使路径没有交叉的像素，靠后选择的路径能量累积值可能较大，那条路径很有可能是需要保留的路径。



上图中分别使用三种方式将 500 * 500 的图像剪裁至 500 * 425 像素，三种剪裁方式分别是一次删除单一路径、上述方法一（“粗”路径）以及上述方法二（多条非交叉路径），其中方法一和方法二均一次删除三条路径用以加速算法。总体来说，三种方法的到的结果较为近似，但上述方法一由于删除的路径较“粗”，可以在人脸上看到明显的色差，效果不如其他两种方式。三种方式剪裁的时间分别为：

```
multi_column1:  50.41473300000007 s
multi_column2:  50.511968000000024 s
single_column:  150.94129199999998 s
```

可以看出，两种改进方式较之原方法，时间性能均提升了 3 倍左右。

然而综合来看，两种加速算法都有较大的弊端，而且尽管时间性能成倍提升，也远远不能达到实时运行，这很大程度上受限于动态规划$O(mn)$时间复杂度限制，如果要彻底改进 Seam Carving 的时间性能，可能需要改变动态规划这一关键步骤。

附录：

✓ 本次作业共提交文件如下：

文件：‘实验报告.pdf’，其内容是实验报告的具体内容。

文件夹：‘代码’， 其中包括 Python 源代码 ‘seamCarving.py’，以及实验所选用的几幅图像。另外，还有源代码对应的.ipynb 文件和.pdf 文件，这是因为开发环境是在 jupyter notebook 中，代码文件的格式为.ipynb。查看代码可以看直接查看并运行.py 文件，也可以看.pdf 文件，pdf 很清楚的显示了代码并且可以直接看到的程序的运行结果，文件夹内的两个 pdf 文件分别显示两个图片的实验结果。

✓ 第五部分的实验没有给出具体代码，详细实现过程请参照附件的代码。