媒体计算实验二
基于 Seam Carving 的图像智能缩放

2017011620　计 73　李家昊

2020 年 12 月 12 日

1　图像缩小

我们首先考虑水平缩小的情形，根据基本的 Seam Carving 算法 [1]，可以通过依次删除 n 条“最不重要”的 8-连通竖直细缝，将图像的宽度减小 n 个像素，这样既保证了图像缩放自然，又保留了图像中的“重要内容”。

给定一张图像 I，为了找出一条“最不重要”的竖直细缝，首先定义每个像素 (i,j) 的“重要性”为其能量值 $E(i,j)$，像素的能量值可以通过多种方式来衡量，例如该点的梯度大小，即，

$$E(i,j)=\left|\frac{\partial}{\partial x}I(i,j)\right|+\left|\frac{\partial}{\partial y}I(i,j)\right| \tag{1}$$

像素的梯度越大，表明其越处于物体的边界位置，其重要性就越大。在具体实现中，x,y 两个方向上的梯度可以通过 Sobel 算子对图像进行卷积计算得到，记 Sobel 卷积核为，

$$G_x=\begin{pmatrix}-1&0&+1\\-2&0&+2\\-1&0&+1\end{pmatrix},\quad G_y=\begin{pmatrix}-1&-2&-1\\0&0&0\\+1&+2&+1\end{pmatrix} \tag{2}$$

则图像的能量可表示为，

$$E(I)=|G_x*I|+|G_y*I| \tag{3}$$

得到图像的能量后，可以通过动态规划，计算出从上往下到达每个位置 (i,j) 的细缝的累计最小能量 $M(i,j)$，

$$M(i,j)=E(i,j)+\min(M(i-1,j-1),M(i-1,j),M(i-1,j+1)) \tag{4}$$

其中边界条件为，

$$M(0,j)=E(0,j) \tag{5}$$

对矩阵 M 进行回溯，即可得到能量最小的细缝，即“最不重要”的细缝，将这一条细缝删除，即可将图像的宽度缩小 1 个像素。将上述过程迭代 n 次，即可将图像的宽度缩小 n 个像素，由于我们每次只删除了“最不重要”的细缝，图像的重要部分得以完好保留，同时保持自然。

对于竖直缩小的情形，考虑到上述过程的对称性，可以先将图像旋转 90°，进行水平缩小后，再逆向旋转 90° 回到初始位置，这样就实现了竖直缩小。

水平缩小结果如图 1，可以看出天空部分被缩小，而人和城堡这些重要部分都被完整保留；竖直缩小结果如图 2，天空部分同样被缩小，而富士山和海浪都基本完好保存。

(a) 原始图像　　(b) 水平缩小

图 1: 水平缩小效果

(a) 原始图像　　(b) 竖直缩小

图 2: 竖直缩小效果

然而，Seam Carving 在某些情况下效果不佳，例如图 3，这是因为图像的“重要内容”分布不均：右方的重要内容为城堡，因此算法删减草地，左方的重要内容是人和草地，因此删减天空，导致最终画面的不平衡。

(a) 原始图像　　(b) 竖直缩小

图 3: 一个失败的例子

2 多种能量函数

图像的能量可用多种方式衡量，这里实现了 e_1，$e_{Entropy}$ 和 e_{HoG} 三种能量函数。

对于 e_1 能量，我们求出 x, y 两个方向上的梯度的 1 范数，作为该像素的能量。

$$e_1(x,y) = \left|\frac{\partial}{\partial x} I(i,j)\right| + \left|\frac{\partial}{\partial y} I(i,j)\right| \tag{6}$$

对于 $e_{Entropy}$ 能量，我们在 e_1 能量的基础上，加上以该像素为中心的 9×9 滑动窗口的图像熵。

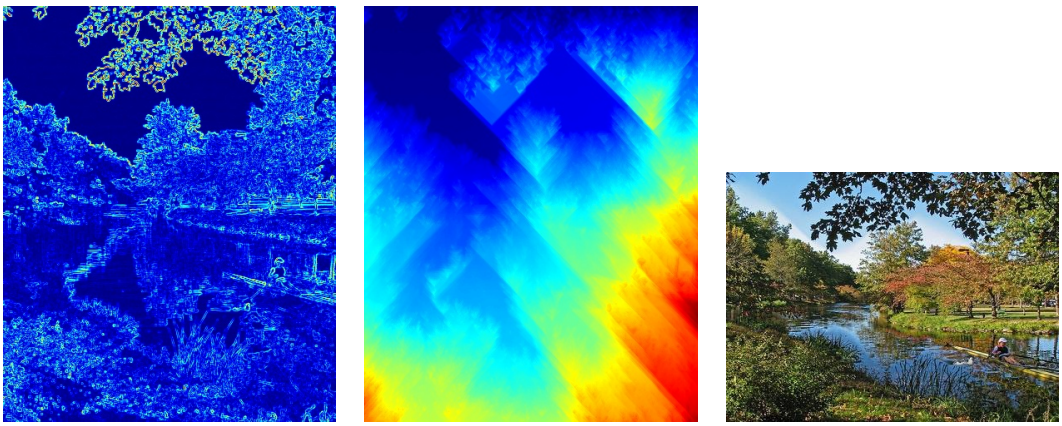
$$e_{Entropy}(x,y) = e_1(x,y) + Entropy(I(x,y)) \tag{7}$$

对于 e_{HoG} 能量，我们需要求出 11×11 滑动窗口的梯度直方图中的最大值，作为 e_1 能量的归一化因子。

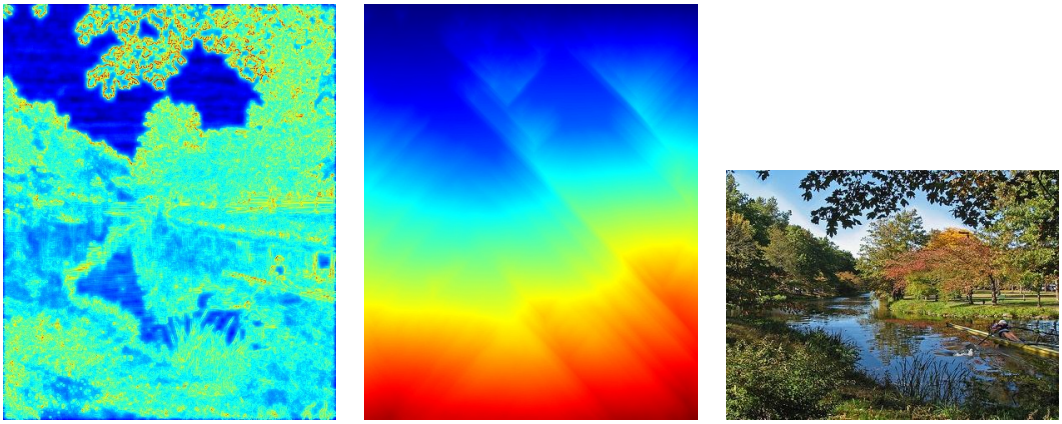
$$e_{HoG}(x,y) = \frac{e_1(x,y)}{\max(HoG(I(x,y)))} \tag{8}$$

我们将图 4作为原始图像，分别采用三种能量函数进行 Seam Carving，结果如图 5。

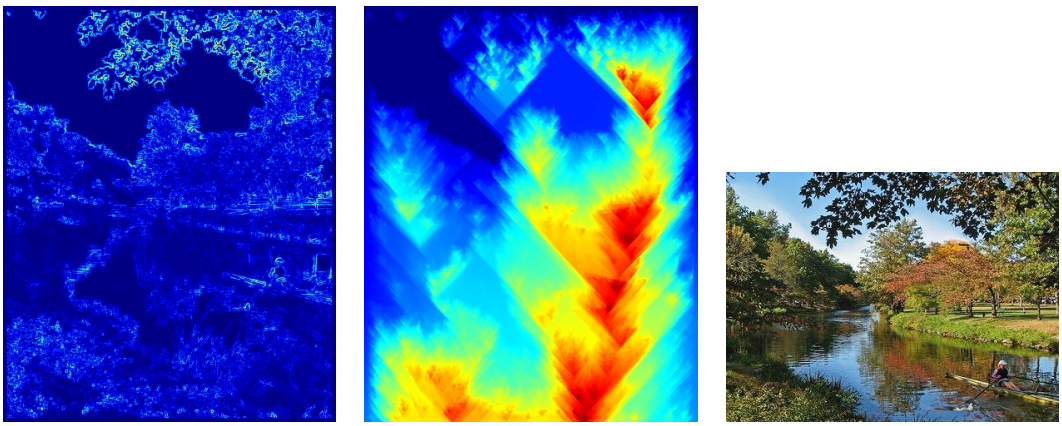
图 4: 原始图像



(a) e_1 能量　(b) e_1 累计能量　(c) e_1 能量缩小结果



(d) $e_{Entropy}$ 能量　(e) $e_{Entropy}$ 累计能量　(f) $e_{Entropy}$ 能量缩小结果



(g) e_{HoG} 能量　(h) e_{HoG} 累计能量　(i) e_{HoG} 能量缩小结果

图 5: 多种能量函数效果对比

3 图像扩展

3.1 迭代扩展

基于 Seam Carving 算法，我们同样可以实现图像扩展。在图像缩小的情形中，我们每次删除图像中能量最小的细缝；受此启发，如果我们每次在最小细缝中扩充一个像

素，取值为细缝两旁像素的平均值，迭代 n 次就能将图像的宽度扩展 n 个像素，这样就实现了图像的迭代扩展，效果如图 6。

(a) 原图　　(b) 迭代扩展

图 6: 迭代扩展效果

3.2 统一扩展

然而，上述迭代扩展的效果并不理想，原因是算法每次找到的最小细缝都可能是相同的，导致同一条细缝的像素被多次复制。为了解决这个问题，我们可以在原图上统一计算出能量最小的前 n 条细缝，统一扩展这 n 条细缝，从而避免重复扩展同一条细缝，效果如图 7。

(a) 原图　　(b) 统一扩展

图 7: 统一扩展效果

3.3 分阶段扩展

在统一扩展的情形中，图像每次扩展的宽度不能超过图像原本的宽度，在实际应用中，应当进一步限制每次扩展宽度的上限，保证扩展效果。如果图像需要扩展的宽度超出了上限，可以进行分阶段扩展，每个阶段在上一阶段的输出图像上继续扩展，直到满足扩展宽度要求，结果如图 8。

(a) 原图　(b) 一阶段扩展　(c) 二阶段扩展

图 8: 分阶段扩展效果

4 目标保护和移除

在基本的 Seam Carving 算法中，我们每次移除能量最小的一条细缝，因此我们可以通过重新加权图像的能量，引导整个细缝删除的过程，高效地保护或移除目标。

对于目标保护，我们把目标像素的能量统一提高一个常数 E_p，使得细缝难以经过目标像素；对于目标移除，我们把目标像素的能量统一降低一个常数 E_r，使得细缝优先经过目标像素。在具体实现中，我们必须采用移除优先策略，即保证 $E_r \gg E_p$，否则在目标保护和目标移除并存的情形中，移除目标的代价将极其巨大。

目标移除的结果如图 9，其中物体的分割可通过 photoshop 抠图得到，在去掉物体后，这里进一步采用 Seam Carving 的方法将图像扩展到原始大小。

目标保护的结果如图 10，其中绿色掩膜表示需要保护的目标，红色掩膜表示需要移除的目标。

(a) 原始图像　(b) 女孩的掩膜　(c) 去掉女孩　(d) 扩展到原始大小

图 9: 移除目标

(a) 原始图像　(b) 鞋子的掩膜　(c) 去掉鞋子　(d) 扩展到原始大小

图 10: 保护目标的同时移除另一个目标

5 改进能量公式

5.1 前向能量

为了改善算法效果，研究者在改进的 Seam Carving 算法 [2] 中提出了前向能量公式。在基本的 Seam Carving 算法中，我们考虑的是图像中每个像素自身的能量，即后向能量；而在前向能量中，我们考虑的是细缝删除后产生的相邻像素的能量，如图 11。

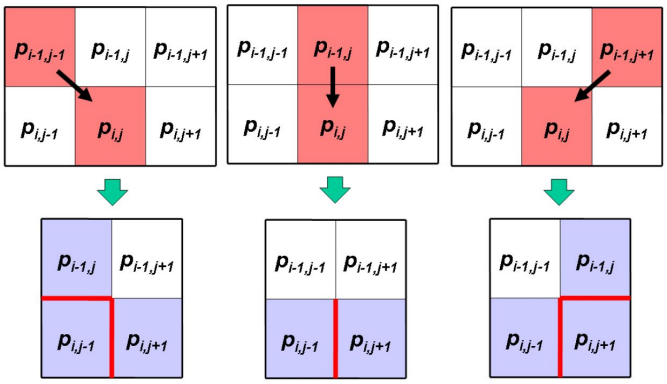


图 11: 前向能量原理

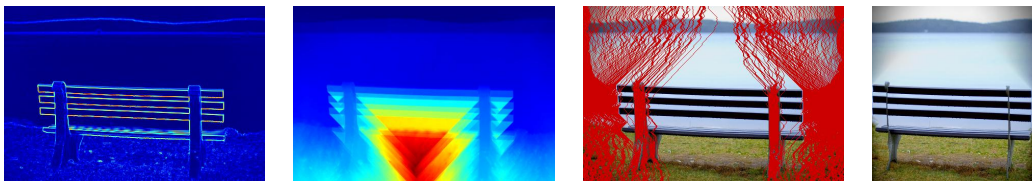
对于一个像素 (i,j)，考虑细缝穿过上层像素的位置。如果细缝穿过像素的正上方，则细缝删除后像素 $(i,j-1)$ 与 $(i,j+1)$ 相邻，其能量记为 C_U；如果细缝穿过像素的左上方，则像素 $(i,j-1)$ 与 $(i,j+1)$ 相邻，$(i-1,j)$ 与 $(i,j-1)$ 相邻，能量记为 C_L；如果细缝穿过像素的右上方，则像素 $(i,j-1)$ 与 $(i,j+1)$ 相邻，$(i-1,j)$ 与 $(i,j+1)$ 相邻，能量记为 C_R。即，

$$\begin{aligned} C_L(i,j) &= |I(i,j+1) - I(i,j-1)| + |I(i-1,j) - I(i,j-1)| \\ C_U(i,j) &= |I(i,j+1) - I(i,j-1)| \\ C_R(i,j) &= |I(i,j+1) - I(i,j-1)| + |I(i-1,j) - I(i,j+1)| \end{aligned} \tag{9}$$

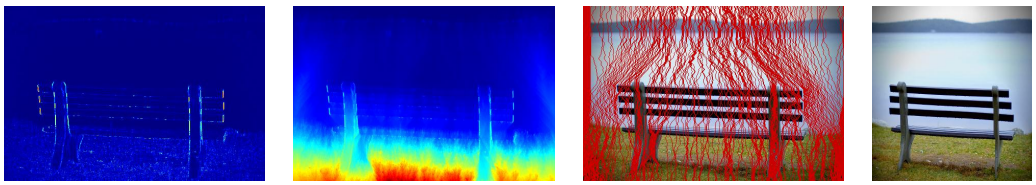
对上述能量进行动态规划，即可求出到达每个位置 (i,j) 的累计最小能量 $M(i,j)$，

$$M(i,j) = \begin{cases} M(i-1,j-1) + C_L(i,j) \\ M(i-1,j) + C_U(i,j) \\ M(i-1,j+1) + C_R(i,j) \end{cases} \tag{10}$$

与后向能量类似，可以通过回溯求出能量最小的细缝，最终结果如图 12。



(a) 后向能量　(b) 后向累计能量　(c) 后向能量细缝　(d) 后向结果



(e) 前向能量　(f) 前向累计能量　(g) 前向能量细缝　(h) 前向结果

图 12: 前向能量与后向能量

5.2 处理人脸

人脸具有很强的结构化信息，人眼对它十分敏感，如果图像中存在人脸，算法可能会裁剪人脸中不合适的部分，导致输出的人脸非常扭曲，如图 13。

(a) 原始图像　(b) 图像缩小

图 13: 人脸容易被扭曲

为了保护人脸，这里调用 Face++ 人脸检测 API，得到人脸的检测框，将框内区域设置为保护区域，然后进行图像缩小，结果如图 14，可以看出，图中的人脸被完整地保存下来。

(a) 人脸检测框　　(b) 保护人脸的同时缩小图像

图 14: 受保护的人脸

6 优化细缝顺序

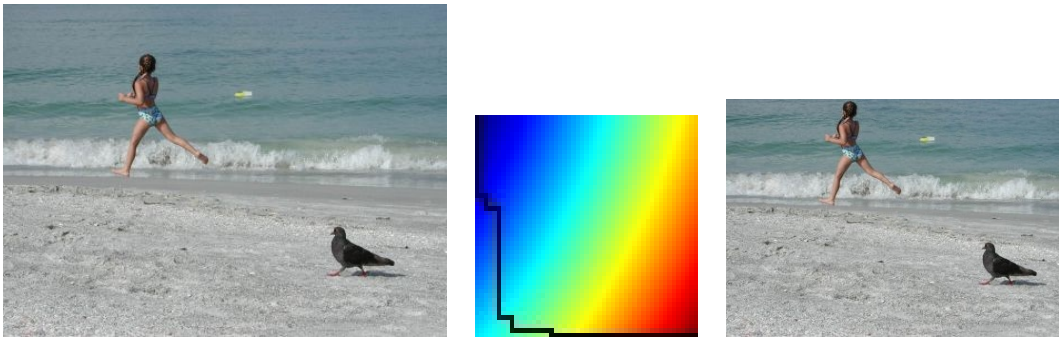
在基础的 Seam Carving 算法中，如果需要同时改变图像的宽和高，并使得删除细缝的总能量最小，我们可以利用动态规划决定水平和竖直细缝删除的顺序。

具体来说，给定大小为 $n \times m$ 的图像，需要放缩到 $n' \times m'$，构造矩阵 T，其中 $T(r, c)$ 表示图像放缩到 $(n-r) \times (m-c)$，得到下列状态转移方程。

$$\begin{aligned} T(r,c) = \min(&T(r-1,c) + E(s^x(I_{n-r-1\times m-c})),\\ &T(r,c-1) + E(s^y(I_{n-r\times m-c-1}))) \end{aligned} \tag{11}$$

其中 $E(s^x)$ 表示竖直细缝的最小能量，$E(s^y)$ 表示水平细缝的最小能量。

我们将原图的宽高均缩小 50 像素，T 矩阵及回溯路径和最终结果如图 15。



(a) 原图　　(b) T 矩阵及回溯路径　　(c) 最优缩小结果

图 15: 最优细缝顺序

7 更多工作

我将 Seam Carving 算法进行了封装，发布了一个 Python 包到 PyPI：`https://pypi.org/project/seam-carving/`，可通过 pip 安装使用。代码已发布在 GitHub：`https://github.com/li-plus/seam-carving`，欢迎 Star。

参考文献

[1] Shai Avidan and Ariel Shamir. Seam carving for content-aware image resizing. In *ACM SIGGRAPH 2007 papers*, pages 10–es. 2007.

[2] Michael Rubinstein, Ariel Shamir, and Shai Avidan. Improved seam carving for video retargeting. *ACM transactions on graphics (TOG)*, 27(3):1–9, 2008.