自然图像 matting 的闭式解-代码实现

Dezeming Family

2023年2月11日

DezemingFamily 系列文章和电子书**全部都有免费公开的电子版**,可以很方便地进行修改和重新发布。如果您获得了 DezemingFamily 的系列电子书,可以从我们的网站 [https://dezeming.top/] 找到最新的版本。对文章的内容建议和出现的错误也欢迎在网站留言。

目录

_	用户	接口]
	1 1	函数 (1) 解释	
	1 2	函数 (2) 解释	
=	计算	matting	•
	2 1	函数 (4) 的主体部分	
	2 2	求 Laplacian	
		2 2.1 坐标 win_inds 的生成	,
		2 2.2 生成 matting Laplacian	
	2 3	求解背景和前景	
紶:	老士		,

一 用户接口

我们根据论文[1](发布在 TPAMI 上的版本)来介绍代码。

在 [3] 中提供的源码中, user_interface_dezeming 是我们添加的测试代码,用于根据 trimap 来计算 alpha 值,生成 alpha 的 jpg 图像。

closed_form_matting.py 可以根据涂鸦图 scribbles 或者 trimap 图来提取 alpha 图:

```
1 // 使用涂鸦图,标记为函数(1)
2 alpha = closed_form_matting.closed_form_matting_with_scribbles(image, scribbles)
3 // 使用trimap,标记为函数(2)
4 alpha = closed_form_matting.closed_form_matting_with_trimap(image, trimap)
5 // 获得Matting Laplacian,标记为函数(3)
6 laplacian = compute_laplacian(image, optional_const_mask)
```

上面的计算 alpha 的两个函数都会调用下面的函数(后面再介绍它的含义):

solve_foreground_background.py 是根据提供的 alpha 图来求解前景和背景的。

```
1 // 标记为函数(5)
2 foreground, background = solve_foregound_background(image, alpha)
```

11 函数 (1) 解释

如果我们没有 trimap, 只有原图和原图上绘制的涂鸦, 我们就需要从涂鸦中抽取 trimap。

```
assert image.shape == scribbles.shape, 'scribbles_must_have_exactly_same_shape_as_image.'

prior = np.sign(np.sum(scribbles - image, axis=2)) / 2 + 0.5

consts_map = prior != 0.5
```

np.sign(x) 的功能如下:

$$np.sign(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases}$$
 (-.1)

因此,[np.sign(x)/2+0.5] 就可以把输入 x 的值变为要么是 1 (涂白的前景),要么是 0 (涂黑的背景),当然也支持其他颜色(TPAMI 的版本支持对过渡区域使用不同的颜色,但其实并没有增加什么难度,因此我们不再加以区分介绍)。

np.sum 中设置相加轴为 2,意味着把 RGB 通道颜色值相加,得到一张单通道图。因此,prior(其实就是 trimap)是单通道的。consts_map 也是单通道图,其值表示该像素是否被约束,对应 prior 不为 0.5 的像素值为 1 (表示被约束的像素),其他值为 0 (表示没有被约束的像素)。传入到函数 (4) 时,会把原图、prior 和 consts map 都传入。

12 函数 (2) 解释

trimap 本身就是单通道的,consts_map 中的像素值表示是否被约束,因此,如果某像素小于 0.1 或者大于 0.9,就认为它被约束了,否则就认为没有被约束。

```
1 \text{ consts\_map} = (\text{trimap} < 0.1) \mid (\text{trimap} > 0.9)
```

二 计算 matting

本节介绍函数 (4) 的实现过程。

2 1 函数 (4) 的主体部分

先放上公式:

$$\alpha = \operatorname{argmin} \ \alpha^T L \ \alpha + \lambda (\alpha^T - b_S^T) D_S \ (\alpha - b_S), \ (13)$$
 $(L + \lambda D_S) \alpha = \lambda b_S. \ (14)$

主体部分首先计算 matting laplacian (我们放在后面讲该函数):

```
laplacian = compute_laplacian(image, ~consts_map if consts_map is not None
    else None)
```

然后先将 prior_confidence 图像拉成一维(使用 ravel() 函数),然后赋值到对角矩阵中(注意在调用函数 (4) 时,传入的参数 prior_confidence 默认是 consts_map 中每个像素值乘以 100,这里的 100 就是公式 (13) 的 λ 值,论文中也建议取一个稍微大一点的值):

```
confidence = scipy.sparse.diags(prior_confidence.ravel())
```

然后调用 scipy.sparse.linalg.spsolve 函数,该函数求解公式 (14) 所述的线性系统:

```
solution = scipy.sparse.linalg.spsolve(
laplacian + confidence,
prior.ravel() * prior_confidence.ravel()

)
```

spsolve() 函数输入的两个参数,第一个参数就是 $L + \lambda D_S$,第二个参数就是 λb_S 。

22 求 Laplacian

compute_laplacian() 函数的几个参数中,img 表示原始图像; mask 表示是否有区域不要被计算到,比如用户想屏蔽一些区域,不纳入考虑; eps 表示论文里的 ϵ ,默认为 0.1^7 ; win_rad 即窗口半径 (window radius),默认为 1,表示 3×3 的窗口。

```
1 win_size = (win_rad * 2 + 1) ** 2
```

然后计算图像横轴和纵轴有多少中心像素,每个轴上去掉两边边缘的半径大小的像素数即可:

```
c_h, c_w = h - 2 * win_rad, w - 2 * win_rad
```

之后的操作与公式 (12) 是完全对应的,但是有些实现细节我再详细描述一下,我觉得这个代码的作者对 python 的 numpy 的熟练程度还是很厉害的。

$$\sum_{k|(i,j)\in w_k} \left(\delta_{ij} - \frac{1}{|w_k|} (1 + (I_i - \mu_k)(\Sigma_k + \frac{\epsilon}{|w_k|} I_3)^{-1} (I_j - \mu_k) \right),$$
(12)

为了描述方便,我们假设原图尺寸是 200×100 的。

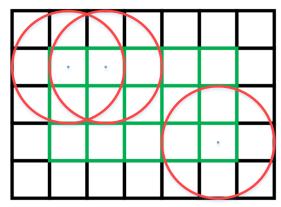
2 2.1 坐标 win_inds 的生成

_rolling_block() 函数中,计算得到的 shape(希望生成的矩阵的 shape)是 (100-3+1,200-3+1)+(3,3)=(98,198,3,3); 计算得到的 stride (希望生成的新矩阵的 stride) 是 (800,4,800,4)。

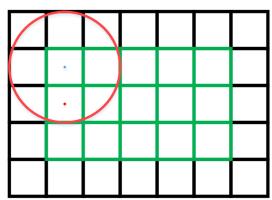
```
def _rolling_block(A, block=(3, 3)):
    """Applies_sliding_window_to_given_matrix."""
    shape = (A.shape[0] - block[0] + 1, A.shape[1] - block[1] + 1) + block
    strides = (A.strides[0], A.strides[1]) + A.strides
```

解释一下上面的代码得到的结果。800 意味着图像每行有 200 乘以 4 字节(输入到该函数的 A 是单通道 4 字节); 4 意为着第二个维度下,每个维度有单通道 4 字节的元素(需要明确 shape 和 stride 的区别与联系)。

(98,198,3,3) 具体是什么意思,需要这么理解(调用 as_strided 意味着拆分矩阵):下图中,假设窗半径是 1,绿色方格像素表示需要考虑的窗的像素中心,每个像素中心所在的窗都包含了邻域所在的 3×3 大小的区域。



再说得更通俗一点,通过 stride 访问元素位置,比如访问下图中 (0,0,2,1) 位置的元素,(0,0) 的位置在下图就是蓝点的位置,(2,1) 就是蓝点所在窗口的第 3 排(注意序号 2 就是第 3 个)的第 2 个像素,也就是下图中红点的位置,该位置的所在原图中的字节位置的计算就是 $2 \times 800 + 1 \times 4$ (示意图长宽没有那么假设的那么大,但是不妨碍理解):



调用 _rolling_block() 函数意味着把每个窗都提取出来,构成一个新矩阵。不过由于 as_strided() 的 默认参数 subok 是 false,意味着只是生成矩阵的新视角(用 shape 为 (98,198,3,3) 的视角来观察这个矩阵),而不是生成新矩阵。strides 还是原始图像的 strides。

然后 win_inds (表示窗口数据在原图中的索引) 会被 reshape 为 (98,198,9):

```
win_inds = _rolling_block(indsM, block=(win_diam, win_diam))
// win_size即默认窗口半径为1时, 3X3=9
win_inds = win_inds.reshape(c_h, c_w, win_size)
```

在调用 compute_laplacian() 时,参数没有 mask 的情况下, win_inds 的 shape 是 (19404,9), 也就是 (98*198,9)。

之后,将 RGB 三通道的原图也拉到对应维度 (winI 的 shape 是 (98*198,9,3))。

```
ravelImg = img.reshape(h * w, d)
winI = ravelImg[win_inds]
```

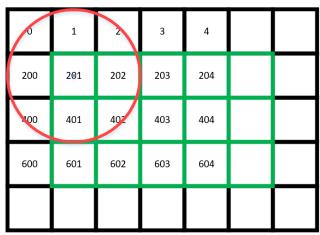
下面说一下有 mask 时的情况(即我们给出涂鸦的情况,注意即使没有涂鸦,也可以计算全图的 matting Laplacian 矩阵,只是用法不同),注意 mask 就是 consts_map 取反的结果。consts_map 中的像素值表示是否被约束,被约束了则为 1。consts_map 当做 mask 时,我们不需要计算被约束的项,所以取反:

```
laplacian = compute_laplacian(image, ~consts_map if consts_map is not None
    else None)
```

当提供了 mask 时,先调用膨胀操作,cv2.dilate() 函数中,先把 mask 转换为 uint8 类型,然后再用原始大小的窗口膨胀。然后再使用 ravel() 拉成和 win_inds 同样的表示维度(即 (98,198,9)),然后认为 mask 中只要一个窗内存在大于 0 的值,这个窗的中心像素就是没有被约束的像素。

```
if mask is not None:
1
      mask = cv2.dilate(
2
          mask.astype(np.uint8),
3
          np.ones((win_diam, win_diam), np.uint8)
4
      ).astype(np.bool)
5
      win_mask = np.sum(mask.ravel()[win_inds], axis=2)
6
      # 统计被约束的像素
7
8
      win inds = win inds [win mask > 0, :]
```

最后,取 win_inds 中的随便一组数来看一下索引,比如就取图中最左上角像素(绿框表示对应于win inds 所示的区域,而黑框是原图的分辨率,数字对应于原图的索引);



之后把 win inds 中索引的原图的坐标都提取出来,得到 winI:

```
ravelImg = img.reshape(h * w, d)
winI = ravelImg[win_inds]
```

winI 就是图中所有没有被约束的像素对应的窗。

2 2.2 生成 matting Laplacian

之后使用了相对复杂的 np.einsum 函数来做矩阵运算。

23 求解背景和前景

该求解过程比较复杂,对应于论文源码给出的 solveFB.m(Matlab 版本),等以后有精力再回来写详细过程。

参考文献

- [1] Levin, A., D. Lischinski, and Y. Weiss. "A Closed-Form Solution to Natural Image Matting." IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 30.2(2007):228-242.
- [2] https://github.com/MarcoForte/closed-form-matting
- $[3] \ https://github.com/feimos 32/Computer Vision-Code-Implementation- and -Collection [Institution of the content of the c$