数字图像处理 大作业3

班级: 自71

姓名: 屈晨迪

学号: 2017010928

1需求分析

图像分割在生活中各个领域均有应用,图像分割的一种方法是聚类,传统的K-means算法对于复杂图像效果差、速度慢,SLIC超像素法是对K-means的改进。本次作业要求编程实现SLIC超像素分割算法和交互式分割GUI,使用附件中的图像为例,将原图、超像素分割结果和前背景标注作为输入,利用工具箱的lazysnapping函数实现分割。

要求显示SLIC 算法的中间过程(包括迭代过程中的聚类中心、边界等);尝试不同的超像素数,并分析其对对象分割性能和速度的影响;也可以尝试改进对象分割性能,例如,在超像素分割算法中加入Gabor 特征、融合watershed 超像素分割、对局部区域进行交互式分割等。

2 算法设计

2.1 SLIC 超像素法

SLIC超像素法在K-means的基础上做了改进,它按照空间位置初始化聚类中心,并在邻域内搜索聚类。

程序开始时,需要确定聚类个数(k值),计算出每一块的平均大小及边长(s),进行网格采样,获得初始的聚类中心;为了避免初始的聚类中心在图像边缘等梯度变化较大处,在每个聚类中心的3*3邻域内计算梯度,并将聚类中心移至梯度幅度最低处。初始化完成后,迭代更新聚类。创建两个与图片同等长宽的矩阵,一个用于记录像素点聚类类型(Ic),一个记录该点到聚类中心的距离(Id),首先将Ic全设为-1,Id设为无穷大inf,开始迭代,对于每个聚类中心,找到其周围2s*2s的邻域,计算邻域内每个点到聚类中心的距离,如果小于当前距离,更新聚类类型矩阵和距离矩阵;遍历完成后,对于有相同聚类标号的像素,计算它们的平均lab和xy,作为新的聚类中心的信息;循环上述过程。SLIC超像素法得到的是聚类结果Ic矩阵。

需要注意的是,此法在图像的1ab空间上进行,对于图片上的每个点有5个基本信息,组成一个5维向量(1, a, b, x, y),计算距离时,将距离分为两个部分,(1, a, b)向量之差的模和(x, y)向量之差的模,将1ab距离和xy距离以一定比例相加。

2.2 连通域处理

SLIC超像素法得到的聚类结果可能存在孤岛,即在一个较大区域的类别中夹杂小区域的其他类别,影响后续分割结果,需要通过连通域处理将其去除,并入大区域类别中。

我首先想到的策略是运用工具箱中的形态学处理函数bwareaopen(),将每一个类别单独取出作为二值图像输入,去除一定大小内的孤立区域,但这样处理会产生一部分无类别的像素区域,最终效果不理想。

之后我更换了思路,对于每个聚类类别,运用函数bwlabel(),得到该类别区域内所有连通域,对于每个点统计其所在连通域的大小,最终获得一个记录了每个像素点所在连通域大小的矩阵Is;设定阈值,在该阈值之下的认为是需要被去除的夹杂的小型连通域,将这些区域像素点的聚类类别设为其左上角像素的类别。此种方法取得了较好的效果,运算速度也在可接受的范围。

2.3 交互分割

运用工具箱的绘制线段函数drawpolyline选择图片的前景和背景点,将两组点、聚类结果和原始图片传入函数lazysnapping,即可得到mask,与原始图像做一运算可获得分割结果。用户一次的选点往往难以将前景分割完全,本程序中用户可以多次选择前背景点,逐渐实现较好的分割效果。

3 优化方法

本次作业实现了在SLIC超参数分割中加入gabor滤波参数进行优化。

首先生成一组不同波长不同方向的gabor滤波器¹,用这组滤波器对图片进行滤波,每个像素点都获得了与滤波器相同个数的一组向量,将这组向量作为gabor滤波器距离,以一定参数比例加入迭代更新过程中与聚类中心的距离运算,由于该距离计算值较大,比例参数应适当取小。

以图片3为例,在均未作连通域处理的情况下,不使用gabor优化的聚类效果如图1,使用gabor优化的效果如图2,可以看到,在优化之后,图片像素点之间更多相似特征(gabor特征)被加入聚类因素,分类结果更加完整,孤立连通域减少;但使用gabor之后聚类在图片边界处不够贴合,因此在本次作业抠图过程中我基本没有用到gabor优化。

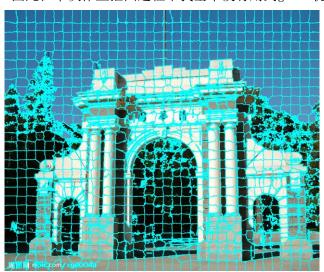


图1 未使用gabor优化

¹ 本次作业一组包含 24 个 gabor 滤波器

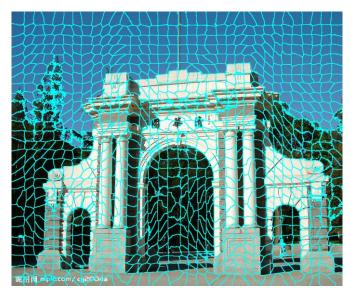


图2 使用gabor优化

4 GUI 设计

本次作业实现了GUI交互,程序初始界面如图3所示。界面左侧是操作栏,右侧显示图片,上方是操作步骤和注意事项。



图3 程序初始界面

用户首先选择希望分割的图片,点击"显示原图"将图片呈现在右侧;接着需要选择超参数(即k值)、迭代次数、xy距离在距离计算中的占比,如果要加入gabor滤波的优化,可以勾选左下的复选框,并选择gabor距离在距离计算中的占比,选择完参数后,点击"SLIC"按钮,聚类过程将实时显示在右侧,之后点击"连通域处理"进行连通域的处理;再点击"前景选择"和"背景选择"按钮,分别在原图上取前背景点,取点完毕后点击"分割",获得图片分割结果。若对分割结果不满意可以继续点击"前景选择"或"背景选择"取点,再点击"分割",从而进一步实现较好的分割效果。





图5 进行前背景选择



图6 多步分割后效果

5参数分析

(1) 超参数 (k值)

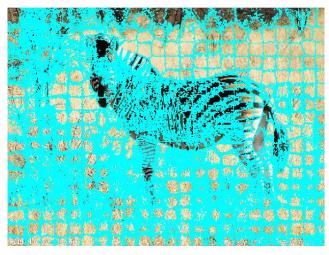
超参数即聚类类别个数,该参数对分割效果和算法运算速度均有影响。当类别数较少时,每一块区域面积较大,对于细节的物体难以做到较好的分割效果;而当类别数较多时,由于算法中有多个需要对每一个类别做操作的步骤,超参数较大会使运算速度变慢。因此算法应综合考虑两方面因素,选择较合适的超参数,本次作业中推荐使用800或1000.

(2) xy距离占比

通过尝试发现,当距离计算中将xy距离的占比调大时,超参数聚类的效果呈现较为规则的方形,孤立连通域较少;当xy距离占比较小时,聚类区域形状偏向无规则,孤立区域更多,但边缘贴合的更好,对比如图7所示。本次作业推荐占比为0.7.



(a) 占比0.2



(b) 占比0.2 图7 不同xy占比聚类效果对比

6 实验结果

(1) 图片1

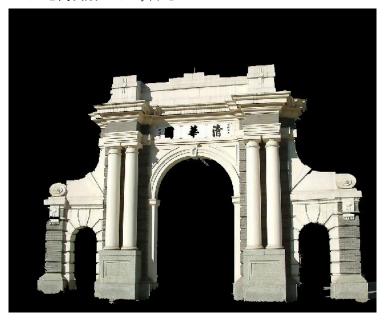
参数选择: k=800, 迭代次数=10, xy占比=0.7



(2) 图片2 参数选择: k=800, 迭代次数=10, xy占比=0.7



(3) 图片3 参数选择: k=1000, 迭代次数=10, xy占比=0.7



7实验总结

本次作业让我对图像分割有了更充分的认知,通过本次作业我掌握了SLIC超参数算法对图像做聚类,实现了连通域处理算法,学会运用lazysnapping函数进行前背景分割;巩固了GUI设计方法,还掌握了一些matlab编程的小细节,如绘制图片边界、图像上取点、时间延迟等,收获颇丰。最后的实验结果图可能有些瑕疵,如边缘处较为参差,有小区域前景被扣掉等问题,但都可以通过增大超参数值、选取更多点来得以优化。

最后,感谢老师和助教对我本次实验的帮助!