SLIC算法学习报告

超像素生成算法简介
SLIC算法流程及复现思路
SLIC算法优点及创新点总结

超像素生成算法简介

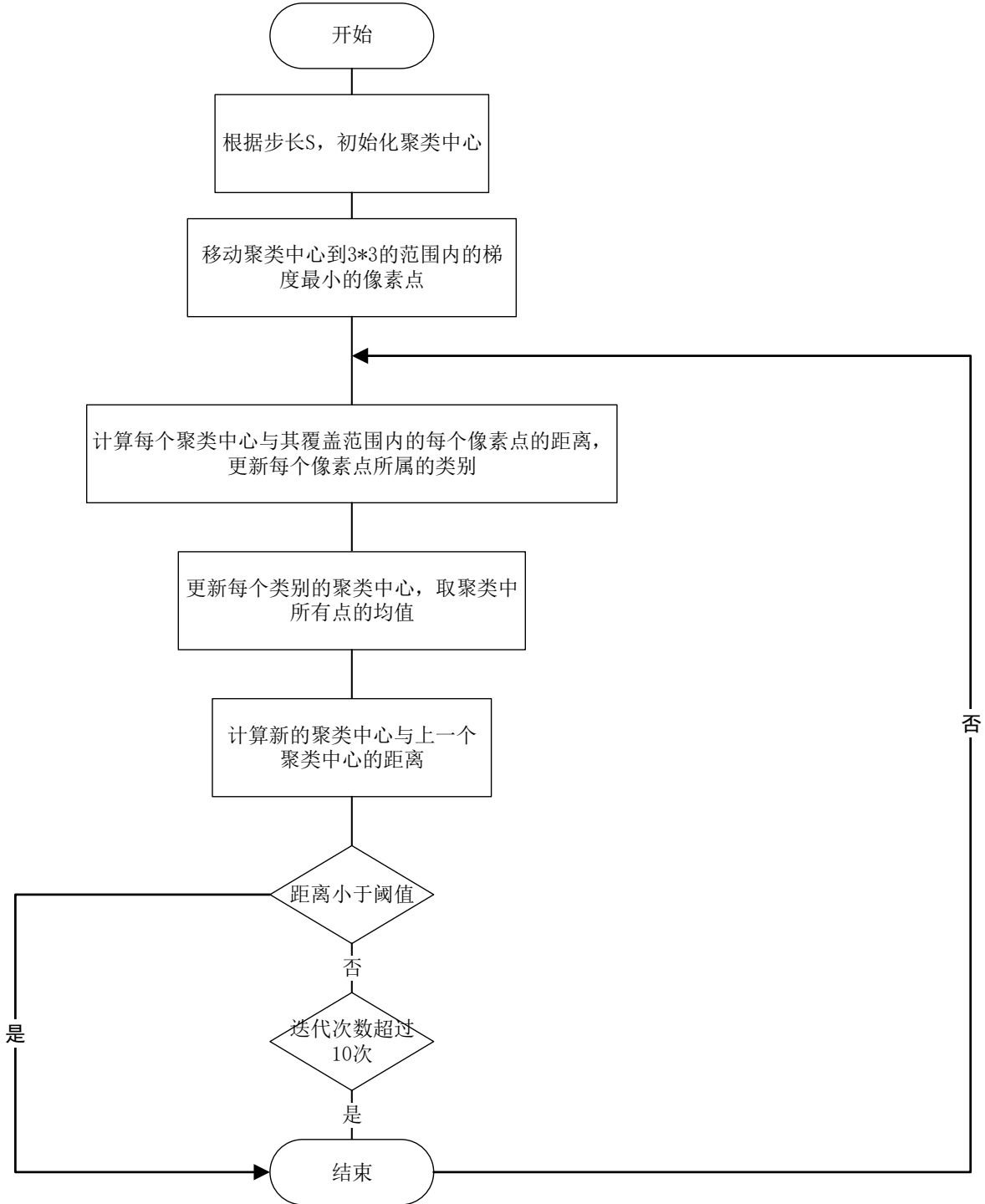
超像素算法**将像素组合成感知有意义的原子区域**，其可以用于替换像素网格的刚性结构。它们捕获图像冗余，提供计算图像特征的方便原语，并且大大降低了后续图像处理任务的复杂性。

目前存在许多产生超像素的方法，每种具有其自身的优点和缺点，可更好地适合于特定应用，大致分类为基于图或梯度上升的方法。

图：使用SLIC分割成尺寸(大约)为64，256和1024的超像素结果

超像素生成算法衡量指标	良好的超像素生成算法需具备的特点	SLIC表现
图像边界的粘附性	超像素应当良好地粘附到图像边界	对图像边界有良好的粘附性
算法速度与存储效率	计算速度快，存储器效率高且易于使用	比现有算法快，有更高的存储效率
对分割性能的影响	当用于分割目的时，超像素应当增加速度并提高结果质量	分割效果优于现有算法
是否能够控制超像素生成个数	是	是
是否能够控制超像素生成的复杂度	是	是
是否易于扩展到更高维	是	是

	Graph-based					Gradient-ascent-based				
	GS04 [8]	NC05 [23]	SL08 [21]	GCa10[b] [26]	GCb10[b] [26]	WS91 [28]	MS02 [4]	TP09[b] [15]	QS09 [25]	SLIC
Adherence to boundaries										
Under-segmentation error (rank)	0.23	0.22	-	0.22	0.22	-	-	0.24	0.20	**0.19**
Boundary recall (rank)	**0.84**	0.68	-	0.69	0.70	-	-	0.61	0.79	0.82
Segmentation speed										
320 × 240 image	1.08s[a]	178.15s	-	5.30s	4.12s	-	-	8.10s	4.66s	**0.36s**
2048 × 1536 image	90.95s[a]	N/A[c]	-	315s	235s	-	-	800s	181s	**14.94s**
Segmentation accuracy (using [11] on MSRC)	74.6%	75.9%	-	-	73.2%	-	-	62.0%	75.1%	**76.9%**
Control over amount of superpixels	No	Yes	Yes	Yes	Yes	No	No	Yes	No	Yes
Control over superpixel compactness	No	No	No	No[d]	No[d]	No	No	No	No	Yes
Supervoxel extension	No	No	No	Yes	Yes	Yes	No	No	No	Yes



SLIC算法流程

Algorithm 1 SLIC superpixel segmentation

/ Initialization */*

Initialize cluster centers $C_k = [l_k, a_k, b_k, x_k, y_k]^T$ by sampling pixels at regular grid steps S.

Move cluster centers to the lowest gradient position in a 3×3 neighborhood.

Set label $l(i) = -1$ for each pixel i.

Set distance $d(i) = \infty$ for each pixel i.

repeat

  / Assignment */*

  for each cluster center C_k **do**

    for each pixel i in a $2S \times 2S$ region around C_k **do**

      Compute the distance D between C_k and i.

      if $D < d(i)$ **then**

        set $d(i) = D$

        set $l(i) = k$

      end if

    end for

  end for

  / Update */*

  Compute new cluster centers.

  Compute residual error E.

until $E \leq$ threshold

Class SLIC	
img	图像数据，由rgb读入，转为lab
height	图像高度
width	图像宽度
N	图像像素个数，height*width
S	初始化聚类中心采样间隔及限制聚类中心搜索空间的参数，$\sqrt{\frac{N}{K}}$
K	聚类个数
M	权衡颜色相似性和空间邻近度之间相对重要性的参数，用于计算像素间的距离
cluster	聚类中心，数据类型为list，每个元素为自定义的Cluster类
label	每个像素点所属的聚类中心，数据类型为dict
dis	各个像素点与其最近聚类中心的距离，numpy创建的二维数组，初始化为np.inf

为实现SLIC算法，定义的两个Class

Class Cluster	
num	聚类中心的编号
x、y	聚类中心的位置
l、a、b	聚类中心的图像信息
point	该类包含的像素点，数据类型为list

```python
if __name__ == '__main__':
    slic = SLIC("lenna.jpg", 500, 30)
    slic = initCluster(slic)
    slic = moveCluster(slic)
    slicProcessing(slic)
```

```python
def slicProcessing(slic):
    for i in range(10):
        slic_old = copy.deepcopy(slic)
        slic = labelAssign(slic)
        slic = updateCluster(slic)
        e = getE(slic_old, slic)
        print("iter " + str(i) + " error:", e)
        saveImage(slic, 'image' + str(i) + ".png")
        if e <= 1:
            break
```

复现代码主要流程

主要函数说明：

initCluster()	初始化聚类中心，间隔步长S取样
moveCluster()	将初始化完成的聚类中心，在3*3范围内调整到梯度最小的点处，尽可能避免聚类中心为边缘点
getGradient()	计算一个像素点的梯度，(x,y)点与(x+1,y+1)点的l、a、b差值之和，如果(x+1,y+1)点超出范围，则取(x-1,y-1)点
labelAssign()	遍历所有的聚类中心，在计算聚类中心覆盖范围内的点与该中心的距离nowdis，如果now_dis小于该点的dis数组中记录的值，则将该点的聚类中心修改为当前遍历的中心，并将该点添加到该中心的point中，同时将原聚类中心中的信息删掉
updateCluster()	新的label确认后，在每个聚类中心中重新计算向量的平均值，修改聚类中心向量
getE()	计算两次迭代的聚类中心向量的距离
saveImage()	将同一个类别的点都采用其聚类中心的颜色信息表示，保存聚类结果
getDistance()	计算两个向量之间的距离（颜色和空间信息加权）

SLIC的优点

1.限制减少迭代时的计算量。

传统的k-means在更新时需要比较每个数据点与k个聚类中心的距离，进行所属类别的划分，时间复杂度为O(KN)，SLIC限制了聚类的范围，只需要搜索聚类中心一定范围内的数据点与该中心的距离，进行所属类别更新，时间复杂度变为O(N)，显着地减少了距离计算的数量。

2.加权度量颜色和空间位置接近度，同时提供对超像素的尺寸和紧凑性的控制。

$$
\begin{aligned}
d_c &= \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2} \\
d_s &= \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \\
D' &= \sqrt{\left(\frac{d_c}{N_c}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{N_s}\right)^2}.
\end{aligned}
$$

如果将两个点之间的距离简单定义为五维欧式空间，则在不同大小的超像素中，距离差距的影响不同，导致聚类的过程中行为不一致，所以需要对距离和颜色差异做标准化，分别计算差距后，除以各自的最大的值，距离标准化的参数N_s即为采样间隔S，颜色的标准化参数N_c定义为常数m，实际试验中取[1,40]范围内的值。
当m较大时，空间邻近性更为重要，所得到的超像素更加紧凑（超像素面积小，面积周长比大），m较小时，颜色距离权重更大，所得的超像素更加紧密地粘附到图像边界。
加权距离度量方式，使得该方法可以控制结果中对图像边界的粘附性，超像素生成的复杂度等。

M=30

M=5

通过结果可以看出，M值的变化对于超像素生成结果有较大影响，M较大时，超像素面积小，更加紧凑，M较小时，所得结果更加粘附到图像边界。

SLIC的优点

3.良好的扩展性，易于处理灰度图像和3D超体素。

4.参数只有K和M，算法流程清晰，易实现。