

# 基于综合辨识信息的 SLIC 超像素分割算法<sup>①</sup>

陈莹莹<sup>②\*</sup> 康 艳<sup>③\*\*</sup> 李文法<sup>\*\*</sup> 宏 晨<sup>\*\*</sup>

(<sup>\*</sup> 北京联合大学智慧城市学院 北京 100101)

(<sup>\*\*</sup> 北京联合大学机器人学院 北京 100101)

**摘要** 简单线性迭代聚类算法(SLIC)作为目前主流的基于聚类的超像素分割算法,能产生形状规整的超像素,但是边界附着度不高,针对以上问题本文提出了基于综合辨识信息的 SLIC 超像素分割算法。该算法首先调整种子点的初始化选取方式,计算像素梯度值,扩大初始聚类中心的选取范围。其次在距离度量时,加入像素的边缘概率,以权重的方式加入到距离公式中,减少了像素的误分割现象。实验结果表明,本文方法与 SLIC 算法相比,在分割质量方面有明显提升;同时与其他几种算法相比,本文提出的算法可以有效地提高超像素的边界附着度,同时降低像素的分割错误率。

**关键词** 超像素分割; 聚类; 简单线性迭代聚类(SLIC); 辨识信息

## 0 引言

超像素作为图像处理的一种有效的预处理手段,广泛应用于交通、遥感、医学等领域,近些年迅速发展,已经成为图像处理领域的研究热点。超像素是将图像相邻像素利用图像的纹理、色彩和空间等信息分割成若干特征相似的像素簇<sup>[1]</sup>。这些像素簇保留了像素的有效信息,有利于图像处理中的特征提取,并且将像素簇的局部信息特征整体表达,用超像素代替像素做为图像处理的计算单元,降低了数据的维度和计算的复杂度,由此提高了图像处理的速度<sup>[2]</sup>。因此,超像素被广泛应用于图像分割、目标识别、目标追踪等工作的预处理中。

## 1 相关研究

自 2003 年至今,大量的超像素算法被提出,它们具有各自的优缺点,可以更好地适用于特定的图

像处理工作。产生超像素的方法主要分为基于图论的方法和基于梯度上升的方法两大类。基于图论的超像素分割算法是在图结构上,将图像映射为带权无向的图,利用轮廓和纹理线索的知识将图划分成若干个子图,从而完成超像素分割。主要有归一化切割(normalized cuts, NCut)<sup>[3]</sup>、基于图的分割(graph-based segmentation)<sup>[4]</sup>、图分割(graphcuts method)<sup>[5]</sup>、基于路径优化的 SL(superpixel lattices)<sup>[6]</sup>、最小能量函数的 GC(graph cuts)<sup>[7]</sup>、目标最大化的 ERS(entropy rate superpixel segmentation)<sup>[8]</sup>、差分进化超像素 DBS<sup>[9]</sup>等。其中文献[3]提出了归一化切割算法,构建了一个全局优化的图分割准则,然后利用谱聚类进行求解,它倾向于产生形状规整的超像素,但是,NCut 的边界粘附相对较差,而且计算量较大,计算时间较长,这些不足限制了它的应用。文献[7]提出的基于最小能量函数的 GC 算法,使用纹理合成的全局优化方法,将重叠的图像块拼接在一起,把属于多个重叠区的图像划分为其中一个。这个方法有两个变种,一个用于生成

① 国家自然科学基金(61972040,61502475)和北京联合大学研究生科研创新(YZ2020K001)资助项目。

② 女,1994 年生,硕士生;研究方向:计算机视觉与图像处理;E-mail: 919163361@qq.com

③ 通信作者,E-mail: kangyan1219@126.com

(收稿日期:2020-11-05)

紧凑超像素(GCa10),另一个用于恒定强度超像素(GCb10)。基于梯度上升的方法有分水岭算法(watershed)<sup>[10]</sup>、平均偏移(mean-shift)<sup>[11]</sup>、快速位移(quick-shift)<sup>[12]</sup>、基于水平集的几何流动算法(turbopixel)<sup>[13]</sup>、简单线性迭代聚类算法(simple linear iterative clustering, SLIC)<sup>[14]</sup>、密度空间聚类(DB-SCAN)<sup>[15-16]</sup>、针对SLIC改进的快速线性迭代聚类(fast linear iterative clustering, FLIC)<sup>[17]</sup>、基于最小障碍距离的超像素(minimum barrier superpixel, MBS)<sup>[18]</sup>、多特征自适应更新权重的CAS算法(content adaptive superpixel)<sup>[19]</sup>等。其中分水岭方法从局部的梯度最小值开始计算以产生分水岭。所产生的超像素在形状上非常不规整,因此限制了它的应用。Achanta等人<sup>[14]</sup>提出了简单线性迭代聚类算法,该算法是基于K-means聚类<sup>[20]</sup>的算法,先指定超像素的个数和大小,然后将种子点均匀地散布在图片中,采用像素的L、A、B颜色信息和X、Y空间信息组成的五维向量,构建度量标准,对像素进行聚类,可以生成较为规整、边界贴合度也不错的超像素。与K-means的全局搜索不同的是,SLIC算法在限定的邻域内搜索,这样加快了算法的收敛。由于SLIC算法的快速性和高效性,近些年大量的学者对该算法进行了改进。

## 2 本文算法

本文的超像素聚类算法以SLIC算法为基础,针对超像素的许多边缘像素被错误划分、导致超像素边界和图像边界贴合度不高的问题对超像素聚类算法做了改进。在SLIC算法中,首先需要将图像的颜色空间转换为CIELAB颜色空间,像素点的颜色信息使用向量 $[l, a, b]^T$ 表示,空间位置信息使用 $[x, y]^T$ 表示,所以一个像素点的信息可用一个五维向量 $[l, a, b, x, y]^T$ 表示<sup>[14]</sup>。

### 2.1 初始聚类中心

算法以初始化聚类中心开始,在图像内均匀地分配一些种子点。唯一参数为k,为了产生相同大小的超像素,在图片上的相同栅格间均匀地采样,如图1所示,那么每个超像素的大小为 $N/K$ ,栅格的间隔也就是初始种子点的间隔为 $S = \sqrt{N/K}$ 。其中N为像素总数,K为初始设定超像素的个数<sup>[21]</sup>。



图1 图像的超像素初始栅格

传统的SLIC算法的聚类中心移动到 $3 \times 3$ 矩阵中梯度值最低的像素点上。本文为了减小噪声点的影响,同时为了减小种子点定位在边缘处的概率,将初始种子点的初始范围从 $3 \times 3$ 矩阵扩大到整个栅格间。计算每个栅格里像素的梯度值,将栅格中梯度值最小的像素点作为本文算法中的初始种子点。该算法有效避免了将噪声点和边缘点作为初始聚类中心,进而可快速确定聚类中心,提高分割的准确性。

### 2.2 计算像素的边缘概率

定义像素的边缘概率,像素的梯度值可以反映像素落在边界上的概率,为了利用像素的边缘概率,需要定义边缘概率为 $P_B(i)$ 。在数值上边缘概率为 $P_B(i)$ 等于梯度值 $G(i)$ ,像素*i*的梯度值记为 $G(i)$ 。

由于8邻域轮廓信息比4邻域轮廓信息覆盖面积大,因此能获取更多的细节,较容易检测到图片的噪声点,本文通过计算像素的8邻域梯度值来表示像素的边缘概率 $P_B(i)$ 。像素*i*的邻域如图2所示。

$j_1$	$j_2$	$j_3$
$j_4$	$i$	$j_5$
$j_6$	$j_7$	$j_8$

图2 像素*i*及其邻域像素

使用 Sobel 梯度算子计算  $G(i)$ , 表示像素 8 邻域梯度值,  $G(i)$  定义为

$$G(i) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (1)$$

其中,

$$G_x = (j_3 + 2j_5 + j_8) - (j_1 + 2j_4 + j_6) \quad (2)$$

$$G_y = (j_1 + 2j_2 + j_3) - (j_6 + 2j_7 + j_8) \quad (3)$$

### 2.3 构建综合辨识信息的度量标准

判断一个像素的归属种子点时, 需要确定一个合适的度量标准, 传统的 SLIC 算法将像素和种子点之间的颜色距离和空间距离组合成单个距离, 来表达它们之间的相似性, 这样无法保证同时满足超像素的边界贴合度和超像素的规整度<sup>[22]</sup>。为了提高超像素分割的准确性, 本文通过在距离度量中添加两个权函数来更加准确地计算它们之间的相似度, 它决定了颜色距离和空间距离在距离度量中的比重。如果颜色距离的权重值  $W_c$  较大, 那么颜色距离在距离度量中的比重较大, 对像素划分时颜色信息作为主要考虑部分; 如果  $W_c$  较小, 那么空间距离在距离度量中的比重  $W_c$  较大, 对像素划分时距离信息作为主要考虑部分。具体公式定义如式(4)所示, 其中  $j$  是像素点,  $i$  是超像素种子点。

$$D' = \sqrt{W_c(j) \left( \frac{d_c(j, i)}{m} \right)^2 + W_s(j) \left( \frac{d_s(j, i)}{s} \right)^2} \quad (4)$$

为了提高超像素的边界贴合度, 需要加大颜色距离在距离度量中的比重, 对像素划分时颜色信息作为主要考虑部分, 从而保证超像素在图像边缘区域尽可能有较高的超像素边界贴合度。

在计算种子点和平坦像素点之间的总距离时, 像素的颜色信息  $d_c(j, i)$ 、空间信息  $d_s(j, i)$  和边缘概率  $P_B(i)$  之间差异较大, 需要综合考虑各辨识信息的权重, 以更好地适应图像的内容。本文根据像素的边缘概率  $P_B$  来计算  $W_c(j)$ , 将像素  $j$  的梯度值记为  $w_1(j)$ , 然后将  $w_1(j)$  进行 0~1 标准归一化得到  $W_c(j)$ 。为了加大空间距离在距离度量中的比重, 在定义空间距离权重  $W_s(j)$  时, 综合考虑像素的颜色信息  $d_c(j, i)$ 、空间信息  $d_s(j, i)$  和边缘信息  $P_B(i)$ 。

用  $w_2(j)$  来表示像素  $j$  的综合信息平均值。

$$w_2(j) = P_B(j) + \frac{\sum_{i=1}^k [d_c(j, i) + d_s(j, i)]}{K} \quad (5)$$

式中  $j$  是平坦区域的像素点,  $i$  是超像素种子点,  $K$  为平坦区域种子点的个数。

接下来同样对  $w_2(j)$  进行 0~1 标准归一化得到  $W_s(j)$ 。

数据的归一化处理是将数据按比例缩放处理, 即将多个数据映射到  $[0, 1]$  区间上。把  $w_1(j)$  和  $w_2(j)$  映射到 0~1 范围之内处理, 更加便捷快速, 归一化的好处是可以提高精度, 这在涉及到一些距离计算的算法时(如欧氏距离)效果显著, 在进行距离计算时其对结果的影响小, 避免造成精度的损失, 在得到  $w_1(j)$  和  $w_2(j)$  后再计算  $W_c(j)$  和  $W_s(j)$ 。

$$W_c(j) = \frac{w_1(j)}{w_1(j) + w_2(j)} \quad (6)$$

$$W_s(j) = \frac{w_2(j)}{w_1(j) + w_2(j)} \quad (7)$$

完成此操作后, 将权函数  $W_c(j)$  和  $W_s(j)$  带入到距离度量式(5)中。通过在距离度量中添加两个权函数调整算法对像素类别的划分, 进而调整颜色信息和空间位置信息在距离度量中的比重, 提高超像素划分的准确性, 同时提高超像素的边缘贴合度。

### 2.4 算法步骤

**步骤 1** 确定算法唯一参数  $K$ , 以步长  $S = \sqrt{N/K}$  在图片上的相同栅格间均匀地采样, 初始化聚类中心。

**步骤 2** 计算像素的梯度值, 遍历所有的像素点  $P_i = [l_i, a_i, b_i, x_i, y_i]^T$ , 选择栅格内梯度值最小的点作为聚类中心。

**步骤 3** 在每一个被搜索的像素的周围  $2S \times 2S$  范围内根据式(4)计算与周围种子点之间的相似度, 取距离最小值对应的种子点作为该像素的聚类中心, 从而确定像素点的聚类标签。

**步骤 4** 根据每个像素的聚类标签更新每个超像素的聚类中心。

**步骤 5** 重复步骤 3 和步骤 4 直到聚类中心不再发生变化。

**步骤 6** 遍历图片中的超像素, 将体积过小的

超像素与距离最近的超像素合并。

### 3 实验结果分析

为了验证本文算法的性能,选用 BSD500 数据集中的图像进行仿真实验对比。BSD500<sup>[23]</sup>数据集内有 200 张用于训练的图片,100 张用于验证的图片,200 张用于测试的图片,是目前大部分验证超像素算法常用的数据集。本实验环境为 Window 7 操作系统,Intel i7 处理器,8 GB 内存,实验平台为 Matlab R2017b。

验证本文算法在人像图和风景图上生成超像素

的性能。首先在 BSD500 标准数据集上选取 2 张有代表性的图像,编号为 279005 和 179084 的图片进行对比实验。实验设置迭代次数为 10 次,迭代次数过大容易达到聚类饱和状态,大大增加程序运行时间;迭代次数过小,聚类效果不理想,经过多次实验验证,得到 10 次迭代是兼顾运行时长和聚类效果的最佳次数,可以得到最为理想的结果。从图 3 的实验对比结果可以看出,传统的 SLIC 算法产生的超像素对大部分颜色变化较小的区域内的像素划分比较准确,可以满足一般的应用,对复杂区域内的像素尤其是边界不明显的区域内的像素划分准确度不高,不能很好地贴合图像边缘。本文算法与传统 SLIC

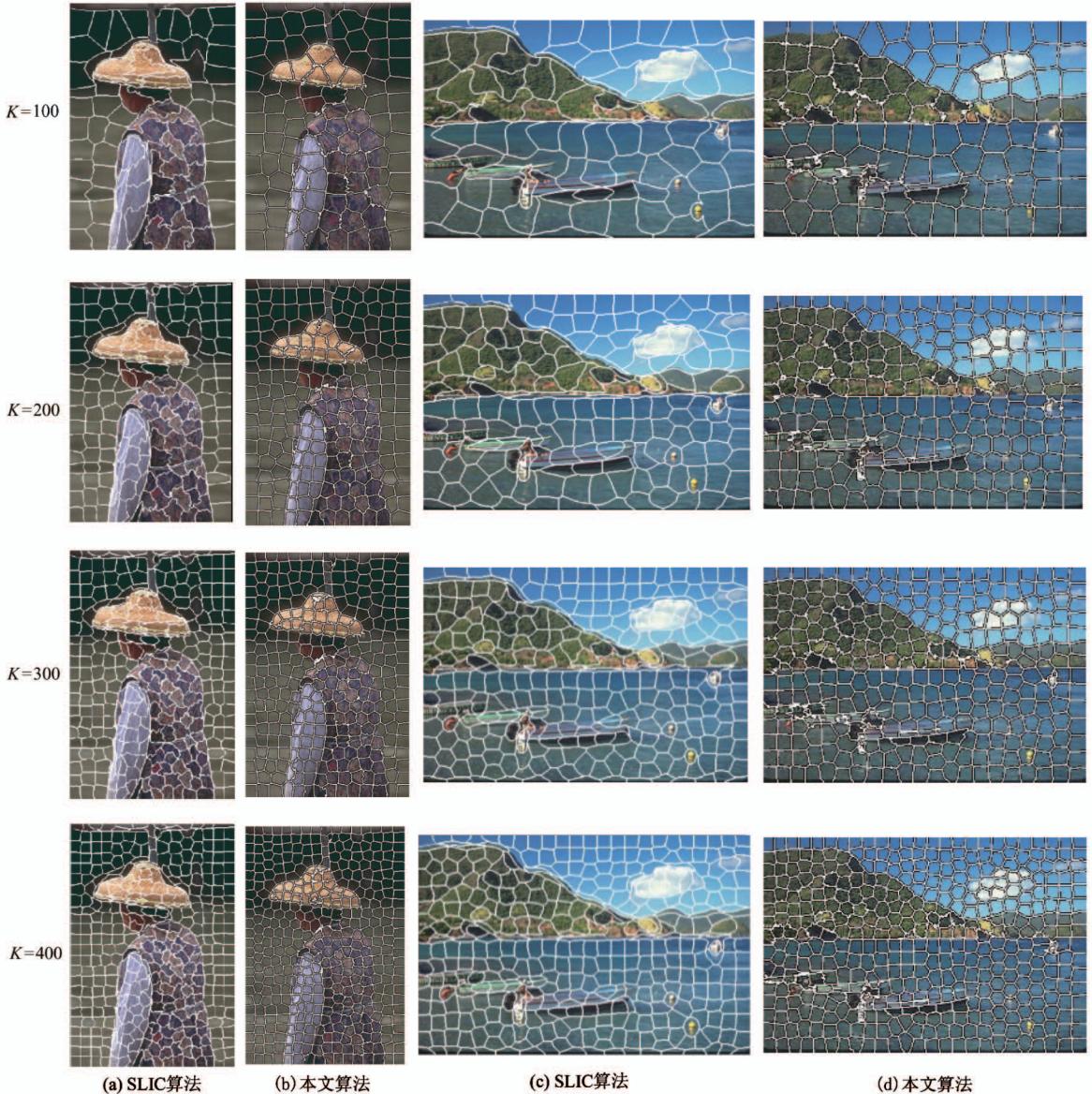
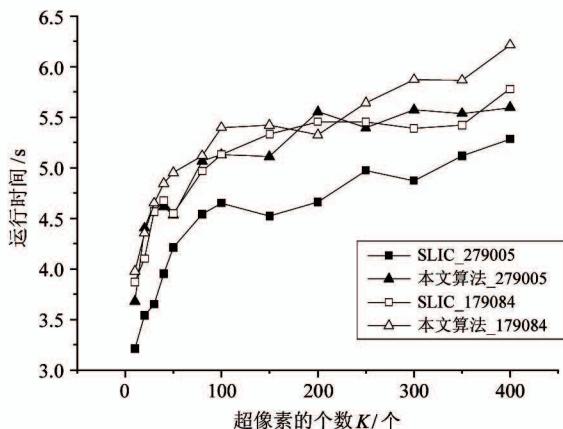


图 3 BSD500\_279005 和 BSD500\_179084 在不同的  $K$  值下分割结果的比较

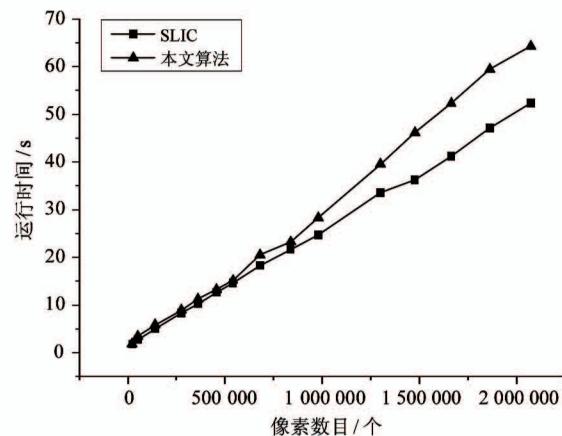
算法相比生成的超像素相对比较规整,这样的超像素邻域特征比较容易表达。在后续的基于像素的图像处理工作中,可以比较容易地改造为基于超像素的方法,将超像素成功地应用到计算机视觉领域中。而且对图片的边有更高的命中率,超像素的边缘更加贴合图像的边缘,视觉分割结果如图 3 所示。

图 4 所示为传统 SLIC 算法和本文算法在运行时间上的对比。SLIC 的时间复杂度为  $O(N)$ ,与超像素的数目成正比。由于本文算法加入了大量的像素梯度计算,因此,本文算法的时间复杂度  $O(NI)$  大于 SLIC 算法的时间复杂度  $O(N)$ <sup>[14]</sup>。由图 4(a) 对比发现,在同一张图片上进行超像素分割,本文算法所用的时间略高于 SLIC 算法。在实际生活中,图



(a) 本文算法和 SLIC 算法对两种图片在不同  $K$  值下的对比

片的像素越来越大,要求图像处理的相关算法更加具有实时性。从图 4(b) 中可以看出,本文算法和 SLIC 算法的处理时间随着图片像素的增加呈线性增长。图片像素较小时,本文算法在运行时间上与传统 SLIC 算法相比,并没有过度增加运行时间,但是随着像素的逐渐增大,本文算法会计算过多冗余的像素梯度,这也是本文算法的不足。如图 4(b) 所示,图片的像素过大时,本文算法的运行时间与传统 SLIC 算法的运行时间差距逐渐变大。因此在使用本文算法进行图像处理时,尽可能先将图片进行压缩处理,再使用本文算法进行后续工作的预处理,这样可以取得更好的效果。



(b) 本文算法和 SLIC 算法对不同尺寸图像的对比

图 4 算法运行时间对比图

为验证本文算法与近年来多种新超像素分割方法的性能,比较了包括 SLIC、SNIC、DBSCAN、FLIC、MBS、GC、NC 算法。好的超像素算法应该具有良好的分割性能,对所选用的算法分割结果均采用下面两个指标进行评价。

边界召回率(boundary recall, BR)是用来衡量超像素的边界与人工分割的边界吻合度,BR 值越高,表示算法生成的超像素与图片真实的边界越接近,算法的性能越好<sup>[24]</sup>,其计算公式如下。

$$BR(s) = \frac{\sum_{p \in B(g)} I[\min \|p - q_{q \in B(s)}\| < \varepsilon]}{|B(g)|} \quad (8)$$

分割错误率(under segmentation error, UE)是评

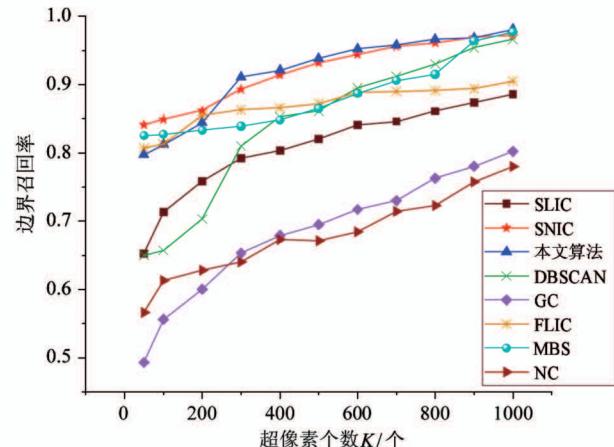
价超像素边缘贴合度的另一个重要指标,UE 的取值范围在 0~1 之间,数值越小表明超像素的边缘贴合度越高<sup>[25]</sup>,其计算公式如下。

$$UE(s \rightarrow g) = \frac{1}{N} \left[ \sum_{i=1}^M \left( \sum_{S_j | S_j \cap g_i > B} |S_j| \right) - N \right] \quad (9)$$

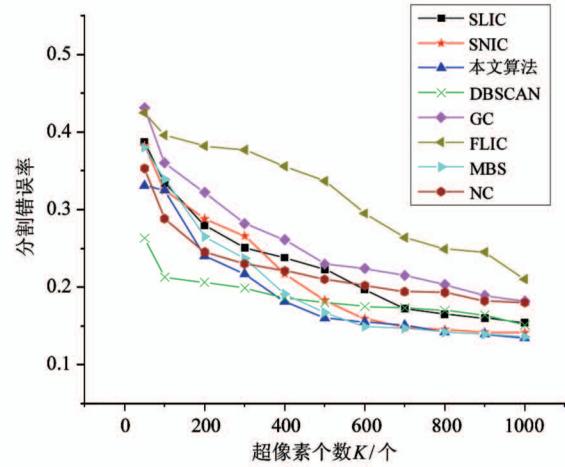
从图 5(a) 中可以看出,随着超像素个数的上升,各种算法边界召回率都有不同程度的提升,其中 SNIC、DBSCAN、FLIC、MBS 以及本文算法的 BR 值相对较高,分割结果和真实的边缘贴合度相对较好,且超像素的数量较大时,本文算法优于其他几种算法。图 5(b) 中显示,选用比较的几种算法在分割错误率的性能上都拥有较好的结果,其中 SNIC、SLIC、DBSCAN、MBS 和本文算法的分割错误率较低。本

文算法在超像素个数较少的情况下,比 DBSCAN 和 SLIC 算法的分割错误率略高,这是由于本文在进行度量之前,扩大了种子点的选择范围,导致图像边界处的部分像素进行搜索聚类中心时,存在周围种子

点超出搜索范围的现象,降低了像素归类的准确性。但是这种情况会随着超像素的个数增加而减少,因此,产生的超像素越多,本文算法的分割错误率越低、分割效果越好。



(a) 不同算法边界召回率的比较



(b) 不同算法分割错误率的比较

图 5 不同超像素数量下各种算法性能比较图

超像素分割的一系列研究为了能够更好地应用到计算机视觉中,主要致力于算法准确度的提高和运行速度的提高<sup>[26]</sup>。以上结果表明,在产生的超像素数量基本一致的情况下,本文算法在边界贴合度和分割错误率上都有明显改善。近些年来,计算机视觉中的一些领域比如医学图像<sup>[27]</sup>、SAR 图像<sup>[28-29]</sup>、遥感图像<sup>[30]</sup>和去背景处理等对分割精度提出了更高的要求。因此本文算法可以更好地应用到强调分割精度的一些领域的后续图像处理中。

然而本文算法也存在一定的不足,当像素较小时,本文算法相比其他几种算法的运行时间会有所增加。当像素过大时,算法运行时间会大幅增加。快速性主要应用在视频的相关处理中,相比图像,视频增加了时序信息,要求对帧处理的及时性和实时性<sup>[31]</sup>,如目标的跟踪定位<sup>[31]</sup>、目标检测<sup>[32]</sup>、人体姿态估计<sup>[33]</sup>等。本文算法在运行速度上略慢,这一特征使其无法适用于高清视频的相关处理。

## 4 结 论

本文提出了一种基于综合辨识信息的 SLIC 超像素分割算法。该算法首先扩大种子点的搜索范围,然后在进行距离度量时,综合考虑像素点的边缘

概率信息、颜色距离信息和空间距离信息。实验结果表明,与其他几种算法相比,本文算法可以有效地提高超像素的边界附着度,同时降低像素的分割错误率。但是,本文算法也存在一定的缺陷,其运行时间过长,还有在产生的超像素数目较少时,算法的边界召回率和分割错误率相对滞后。在后续的工作中,需要着重提高算法的运行效率,以便其更好地应用到计算机视觉和图像处理的工作中。

## 参考文献

- [1] Ren X, Malik J. Learning a classification model for segmentation[C] // Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision, Nice, France, 2003:10-17
- [2] Suzuki H, Obata R, Tan X, et al. Small symptomatic unilateral choroidal osteoma diagnosed with enhanced-depth imaging optical coherence tomography and thin-slice computed tomography: 2 clinical cases[J]. Case Reports in Ophthalmology, 2020, 11(2):242-248
- [3] Shi J B, Malik J M. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8):888-905
- [4] Felzenszwalb P, Huttenlocher D. Efficient graph-based

- image segmentation [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 59(2):37-41
- [ 5 ] Bergh M V D, Boix X, Roig G, et al. SEEDS: superpixels extracted via energy-driven sampling [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 111(3):298-314
- [ 6 ] Moore A P, Prince S J D, Warrell J, et al. Superpixel lattices [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Anchorage, USA, 2008:1-8
- [ 7 ] Veksler O, Boykov Y, Mehrani P. Superpixels and supervoxels in an energy optimization framework [ C ] // The 11th European Conference on Computer Vision, Heraklion, Greece, 2010: 211-224
- [ 8 ] Liu M Y, Tuzel O, Ramalingam S, et al. Entropy rate superpixel segmentation [C] // The 24th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado Springs, USA, 2011:2097-2104
- [ 9 ] Gong Y J, Zhou Y, Zhang X. A superpixel segmentation algorithm based on differential evolution [ C ] // IEEE International Conference on Multimedia and Expo, Seattle, USA, 2016:1-6
- [ 10 ] Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations [ J ]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(6):583-598
- [ 11 ] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [ J ]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619
- [ 12 ] Vedaldi A, Soatto S. Quick shift and kernel methods for mode seeking [ C ] // The 10th European Conference on Computer Vision, Marseille, France, 2008:705-718
- [ 13 ] Wang P, Zeng G, Gan R, et al. Structure-sensitive superpixels via geodesic distance [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2013, 103(1):1-21
- [ 14 ] Achanta R, Shaji A, Smith K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art super-pixel methods [ J ]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11):2274-2282
- [ 15 ] Shen J, Hao X, Liang Z, et al. Real-time superpixel segmentation by DBSCAN clustering algorithm [ J ]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(12):5933-5942
- [ 16 ] 丁倩, 周绍光, 邓巧, 等. 结合 RGB 三维直方图和 DBSCAN 算法的图像分割 [J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(21):156-162
- [ 17 ] Zhao J, Bo R, Hou Q, et al. FLIC: fast linear iterative clustering with active search [ J ]. *Computational Visual Media*, 2018, 4(4):333-348
- [ 18 ] Hu Y, Li Y, Song R, et al. Minimum brier superpixel segmentation [J]. *Image and Vision Computing*, 2018, 70: 1-10
- [ 19 ] Xiao X L, Zhou Y C, Gong Y J. Content-adaptive superpixel segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(6):2883-2896
- [ 20 ] 张文君, 顾行发, 陈良富, 等. 基于均值-标准差的 K 均值初始聚类中心选取算法 [J]. 遥感学报, 2006 (5):715-721
- [ 21 ] 郭艳婕, 杨明, 侯宇超. 改进的 SLIC 算法在彩色图像分割中的应用 [J]. 重庆理工大学学报, 2020, 34(2): 158-164
- [ 22 ] 雷涛, 连倩, 加小红, 等. 基于快速 SLIC 的图像超像素算法 [J]. 计算机科学, 2020, 47(2):143-149
- [ 23 ] Jia J H, Jiao L C, Chang X. Image segmentation via mean shift and loopy belief propagation [ J ]. *Wuhan University Journal of Natural Sciences*, 2010, 15(1):43-50
- [ 24 ] Singh N K, Singh N J, Kumar W K. Image classification using SLIC superpixel and FAAGKFCM image segmentation [J]. *IET Image Processing*, 2020, 14(3):487-494
- [ 25 ] Mei X G, Ma Y, Li C, et al. Robust GBM hyperspectral image unmixing with superpixel segmentation based low rank and sparse representation [ J ]. *Neurocomputing*, 2018, 275 : 2783-2797
- [ 26 ] Wang K, Li L, Zhang J W. End-to-end trainable network for superpixel and image segmentation [ J ]. *Pattern Recognition Letters*, 2020, 140 : 135-142
- [ 27 ] Annaby M H, Elwer A M, Rushdi M A, et al. Melanoma detection using spatial and spectral analysis on superpixel graphs [J]. *Journal of Digital Imaging*, 2021, 34: 162-181
- [ 28 ] 陈嘉琪, 刘祥梅, 李宁, 等. 一种超分辨 SAR 图像水域分割算法及其应用 [J]. 电子与信息学报, 2021, 43(3):700-707
- [ 29 ] Asokan A, Anitha J. Change detection techniques for remote sensing applications: a survey [ J ]. *Earth Science Informatics*, 2019, 12(2):143-160
- [ 30 ] 任欣磊, 王阳萍. 基于改进简单线性迭代聚类算法的

- 遥感影像超像素分割 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22):362-369
- [31] 韩艳茹, 尹梦晓, 杨锋, 等. 时间一致性超像素视频分割方法综述 [J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(7):1494-1500
- [32] Banu A S, Vasuki P, Roomi S M M. Target detection in SAR images using Bayesian saliency and morphological attribute profiles [J]. *Computer Communications*, 2020, 160:738-748
- [33] 李秋岩. 基于视频序列的运动目标分割及骨架提取研究 [D]. 上海: 上海师范大学信息与机电工程学院, 2020:10-12

## SLIC superpixel segmentation algorithm based on comprehensive identification information

Chen Yingying\*, Kang Yan\*\*, Li Wenfa\*\*, Hong Chen\*\*

(\* Smart City College, Beijing Union University, Beijing 100101)

(\*\* College of Robotics, Beijing Union University, Beijing 100101)

### Abstract

Simple linear iterative clustering (SLIC), as the current mainstream clustering-based superpixel segmentation algorithm, can produce superpixels with regular shapes, but the boundary adhesion is not high. In view of the above problems, a comprehensive SLIC super pixel segmentation algorithm for identifying information is proposed. The algorithm first adjusts the initial selection method of seed points, calculates the pixel gradient value, and expands the selection range of the initial cluster center. Secondly, when measuring the distance, the edge probability of the pixel is added, and it is added to the distance formula in the way of weight, which reduces the phenomenon of mis-segmentation of the pixel. The experimental results show that compared with the SLIC algorithm, the method in this paper has a significant improvement in segmentation quality. At the same time, compared with several other algorithms, the proposed algorithm can effectively improve the boundary attachment of superpixels, and at the same time reduce the segmentation error rate of pixels.

**Key words:** superpixel segmentation, clustering, simple linear iterative clustering (SLIC), identification of information