

基于改进简单线性迭代聚类算法的遥感影像超像素分割

任欣磊^{1*}, 王阳萍^{1,2,3,4}

¹兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070;

²兰州交通大学计算机科学与技术国家级实验教学示范中心, 甘肃 兰州 730070;

³甘肃省人工智能与图形图像处理工程研究中心, 甘肃 兰州 730070;

⁴甘肃省轨道交通装备系统动力学与可靠性重点实验室, 甘肃 兰州 730070

摘要 使用简单线性迭代聚类(SLIC)算法对遥感影像进行超像素分割时,存在运行时间长与边缘贴合度差的问题,因此,提出了一种基于改进 SLIC 的遥感图像超像素分割算法。首先,改进了初始种子点的初始化方式,消除了随机分配造成的影响;其次,在每次迭代后引入滤波操作,去除超像素内与聚类中心在颜色空间上差异较大的像素点,用剩余的像素点更新聚类中心;最后,用改进的均值计算公式进行迭代以实现超像素分割。在 Python 环境下的实验结果表明,在超像素个数相同的情况下,相比经典的 SLIC 算法,本算法在相同数据集中的分割误差率降低了 7.4%、分割精度提高了 1.4%,可在有效提高边缘轮廓贴合度的同时降低算法的计算复杂度。

关键词 图像处理; 遥感影像; 超像素分割; 简单线性迭代聚类算法

中图分类号 P237 文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.222801

Super-Pixel Segmentation of Remote Sensing Image Based on Improved Simple Linear Iterative Clustering Algorithm

Ren Xinlei^{1*}, Wang Yangping^{1,2,3,4}

¹School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China;

²National Experimental Teaching Demonstration Center of Computer Science and Technology, Lanzhou Jitotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China;

³Gansu Provincial Engineering Research Center for Artificial Intelligence and Graphics & Image Processing, Lanzhou, Gansu 730070, China;

⁴Gansu Provincial Key Laboratory of System Dynamics and Reliability of Rail Transport Equipment, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract When using simple linear iterative clustering (SLIC) algorithm for super-pixel segmentation of remote sensing images, there are problems of long running time and poor edge fitting. Therefore, a super-pixel segmentation algorithm of remote sensing image based on improved SLIC is proposed in this paper. First, the initialization method of initial seed points is improved to eliminate the influence of random distribution. Second, after each iteration, a filtering operation is introduced to remove pixels in the super-pixel that are significantly different from the clustering center in color space, and the clustering center is updated with the remaining pixel points. Finally, the super-pixel segmentation is realized by iteration with the improved mean value calculation formula. The experimental results in the Python environment show that in the case of the same number of super

收稿日期: 2020-03-16; 修回日期: 2020-04-16; 录用日期: 2020-04-20

基金项目: 国家自然科学基金(41761082)、甘肃省科技计划(18JR3RA104)、国家市场监督管理总局科技计划(2019MK150)、甘肃省教育厅科技项目(2019D-08)

* E-mail: 121931236@qq.com

pixels, compared with classic SLIC algorithm, this algorithm reduces the segmentation error rate by 7.4%, improves the segmentation accuracy by 1.4%. It can effectively improve the fit of the edge contour and reduce the computational complexity of the algorithm.

Key words image processing; remote sensing image; super-pixel segmentation; simple linear iterative clustering algorithm

OCIS codes 100.2000; 120.0280; 100.3008; 100.2980

1 引言

遥感图像的超像素分割是视觉感知意义上的像素分组,也是进一步获取图像分析基本元素的过程^[1]。超像素分割算法能将影像内同质(颜色特征相似)的像素分为相同区域以显著减少图像基元的数量,有利于后续算法进行局部特征提取和简化运算^[2]。近年来,超像素分割已经成为图像处理领域的研究重点,被广泛应用于图像分割^[3]、目标识别^[4]、三维(3D)重建^[5]等领域。目前,超像素分割算法可分为三类:基于聚类的超像素分割算法、基于梯度的超像素分割算法与基于图论的超像素分割算法。

基于聚类的超像素分割算法中,Mean Shift 算法^[6]沿着密度升高的方向寻找属于同一个类簇中的像素点,通过迭代划分出超像素区域,且轮廓贴合度较高。基于密度空间聚类的超像素分割算法^[7]分为聚类 and 合并两个步骤,先用颜色和几何限制对像素进行聚类,得到初始的超像素;再通过测量颜色和空间信息合并初始的小超像素,同时通过改变搜索区域的大小和形状形成菱形网格。该算法的抗噪能力强,但参数较多。简单线性迭代聚类(SLIC)算法^[8]是基于 K -means^[9]聚类的超像素算法,该算法的时间复杂度较低且分割结果的边缘贴合度较高,但初始聚类中心对噪声较敏感、设置参数较多。为了减少 SLIC 算法的参数,Achanta 等^[10]提出了简单线性迭代聚类零参数(SLIC0)算法,该算法是基于 SLIC 算法提出的自适应调节参数算法,但超像素边缘的贴合度不高。基于模糊数学理论,Wu 等^[11]提出了模糊 SLIC 算法,将像素分为不同重叠次数的区域,利用模糊聚类算法计算 3 个区域像素的隶属度并划分像素类别,该算法的抗噪能力强,但运算时间较长。

基于梯度的超像素分割算法中,分水岭算法^[12]将图像视为形态学地貌,从山谷沿梯度升高的方向寻找局部极小值对应的峰值,确定超像素的轮廓线,但该算法对噪声敏感,容易产生过分割现象。通常采用梯度重建抑制过分割,但在抑制过分割的同时,

会降低分割结果的轮廓贴合度^[13-14]。TurboPixel 算法^[15]通过均匀分布的种子点膨胀形成超像素,是一种基于几何流的水平集方法,该算法的计算复杂度低,但轮廓贴合度较差。Gong 等^[16]提出了一种基于微分演化的差分进化超像素(DES)算法,设计了一个聚合超像素内误差、边界梯度和正则化项的综合目标函数,以模拟自然演化过程不断进化的超像素区域,并进一步优化目标函数中的全局分割,寻找全局最优解,实现了较高的边界贴合度。Wang 等^[17]提出了基于自适应非局部随机游走(ANRW)模型的超像素分割算法,首先基于梯度生成种子点,形成初始超像素,再通过调整非局部随机游走调整初始超像素,最后合并小区域。该算法对弱边缘的检测效果较好,但计算复杂度较高。鲁荣荣等^[18]充分利用了有序点云的特点,将自顶向下以及自底向上的分割策略相结合,根据三维点云的空间位置和法向量快速提取平面点集,然后将提取的平面点集对应的图像坐标映射为二值图像,通过连通区域分析将其分割为多个连通的平面区域。

基于图论的超像素分割算法中,Normalized cuts 算法^[19]将图像中的像素点视为图像的节点,利用图像的亮度和纹理信息进行迭代分割。但该算法的计算复杂度较高,且分割结果的轮廓贴合度较差。Moore 等^[20]提出的 Superpixel lattices 算法通过引入图像的拓扑信息,在垂直和水平方向分别进行二分搜索,得到最优路径和规范网格,但该算法的分割质量对输入的边界图依赖较大。Liu 等^[21]提出了基于熵率的超像素分割(ERS)算法,进一步优化了分割结果,并通过引入图像的随机游走熵率和平衡项构造了一种新型目标函数,不仅可以形成紧凑且尺寸相似的超像素,还可以自动调整超像素的个数,使分割结果的轮廓贴合度较高。石跃祥等^[22]提出了一种基于最优 Atlas 图像搜索和局部加权 B 样条变换的全自动非刚性分层配准感兴趣区域(ROI)分割算法。

SLIC 算法简单高效,是超像素分割算法中应用最广泛的一种,但该算法在迭代后形成的超像素中部分像素与聚类中心的相似度较低,用超像素内全

部像素参与聚类中心的更新会影响分割的准确性和聚类效果,同时会增加迭代过程中稳定所有像素点所需的时间。针对上述问题,本文对初始聚类中心采用随机选取多个点再比较的方法,消除随机作用带来的影响,减小噪声点对聚类中心的作用;其次,在每次迭代后引入滤波操作,去除超像素内与聚类中心在颜色空间上差异较大的像素点,用剩余的像素点更新聚类中心,确保聚类中心和轮廓贴合的准确性。

2 SLIC 超像素分割算法

SLIC 超像素分割算法是一种基于 K -means 聚类的梯度上升超像素分割算法,分割后的超像素由聚类中心和附属像素组成。该算法先将 RGB(Red, Green, Blue) 彩色空间的像素点转化成 Lab (Luminosity, a, b) 颜色空间与 X - Y 坐标系下的 5 维特征向量 $\mathbf{P}_i = (l_i, a_i, b_i, x_i, y_i) i = 1, 2, \dots, N$ 。其中, l_i 为像素点的亮度, a_i 为像素点由红到绿的程度, b_i 为像素点由黄到蓝的程度, x_i, y_i 分别为像素点在图像中的横纵坐标, N 为像素点的个数。然后,利用 5 维特征向量构造距离度量标准,在 K 个局部区域内将图像像元聚类为超像素。SLIC 算法生成的超像素尺寸均匀且紧凑,在边缘轮廓贴合度方面的综合评价较高,分割结果也符合期望的分割效果,具体步骤如下。

1) 初始化聚类中心(种子点)

首先,设定需要分割的超像素数量,用 K 表示。然后,按照超像素的数量在图像内均匀分布种子点。设图像内的像素点总数为 N ,则相邻两个超像素的间距 $S = \sqrt{N/K}$ 。

在初始种子点的 $n \times n$ 邻域范围内(一般 n 取 3),寻找更优的像素进行调整。调整策略:计算邻域

内所有像素点的梯度值,将梯度值最小的像素点设为新的种子点,以避免初始像素点落在梯度较大的轮廓边界上,影响后续的聚类效果。

2) 距离度量

SLIC 算法的距离度量包括颜色距离和空间距离,度量方法可表示为

$$d_{xy} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2}, \quad (1)$$

$$d_{\text{Lab}} = \sqrt{(l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2}, \quad (2)$$

$$D' = \sqrt{\left(\frac{d_{xy}}{N_s}\right)^2 + \left(\frac{d_{\text{Lab}}}{N_c}\right)^2}, \quad (3)$$

$$D = \sqrt{\left(\frac{d_{xy}}{N_s}\right)^2 + \left(\frac{d_{\text{Lab}}}{m}\right)^2}, \quad (4)$$

式中, d_{xy} 为空间距离, d_{Lab} 为颜色距离, D' 为像素点 i 与聚类中心 k 之间的距离, $N_s = \sqrt{N/K}$ 为类内最大距离, N_c 为最大的颜色距离,随图像、聚类的不同而不同,可用固定常数 m 表示,取值范围为 $[1, 40]$,一般取 10, D 为最终的度量距离。

3) 迭代优化聚类中心

与标准的 K -means 算法在全图中搜索不同,SLIC 算法在聚类中心的 $2S \times 2S$ 范围内为每个像素分配类标签,如图 1 所示。然后将属于同一个聚类中心像素点的 5 维向量平均后得到新的聚类中心,不断迭代使误差收敛,一般需要迭代 10 次。计算均值的方法可表示为

$$\varphi_j = \frac{1}{N'} \sum_{i \in G_j} \begin{bmatrix} d_{xy} \\ d_{\text{Lab}} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中, φ_j 为超像素 j 中所有像素的均值, N' 为超像素中的像素个数, G_j 为超像素 j 的区域。

用 SLIC 算法对遥感图像进行超像素分割, K 分别取 100, 300, 500 时得到的结果如图 2 所示。

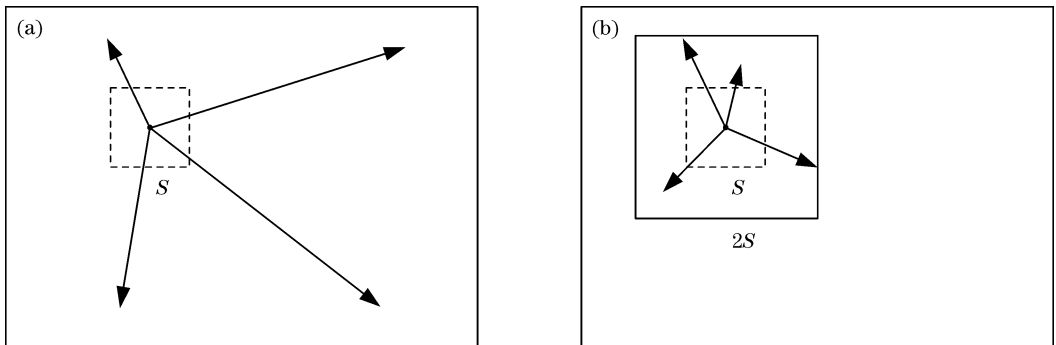


图 1 K -means 与 SLIC 算法的搜索空间。(a) K -means 算法; (b) SLIC 算法

Fig. 1 Search space of K -means and SLIC algorithm. (a) K -means algorithm; (b) SLIC algorithm

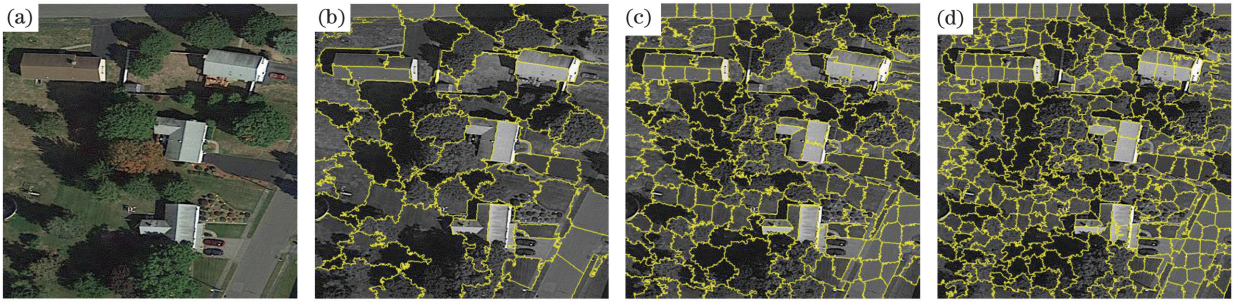


图2 SLIC算法的超像素分割结果。(a)原始图像;(b) $K=100$;(c) $K=300$;(d) $K=500$

Fig. 2 Super-pixel segmentation results of SLIC algorithm. (a) Original image; (b) $K=100$; (c) $K=300$; (d) $K=500$

3 算法的改进

3.1 初始聚类中心

SLIC算法初始化聚类中心时,在图像内均匀分配一个种子点,但遥感影像中的特征往往分布不均匀。如果选取的种子点落在图像上梯度较大的边缘轮廓时,会影响后续的聚类效果。针对该问题,首先在初始化超像素聚类中心前,将整幅影像均匀地分成大小相同的 K 个区域。如 $K=50$ 时,一张尺寸为 $600\text{ pixel}\times 800\text{ pixel}$ 的遥感影像每个区域的尺寸为 $14\text{ pixel}\times 16\text{ pixel}$ 。在区域内随机选取4个

点,作为聚类中心预备点。然后分别计算聚类中心 $3\text{ pixel}\times 3\text{ pixel}$ 邻域内所有像素点的梯度值,选择梯度最小的像素点作为新的预备点。最后将4个预备点中梯度值最小的点作为该区域的种子点。由于孤立点比一般像素点的梯度大得多,在新的预备点生成过程中会被滤除,从而保证初始聚类中心的有效性。用该方法初始化聚类中心,可将聚类中心设定在区域内像素梯度较平滑的点上,从而在一定程度上消除随机作用带来的影响,提升超像素中心迭代的效率。聚类中心的初始化过程如图3所示。

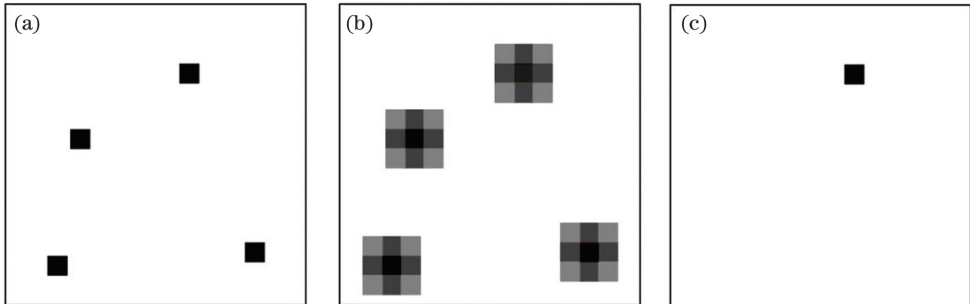


图3 聚类中心的初始化过程。(a)随机选择;(b)计算梯度;(c)聚类中心

Fig. 3 Initialization process of clustering center. (a) Random selection; (b) computational gradient; (c) clustering center

3.2 均值计算

用SLIC算法迭代得到的超像素分割结果中,超像素内部会出现部分像素与聚类中心点在颜色空间上差异较大的问题。用这些像素点更新聚类中心,会降低聚类中心在颜色空间和坐标空间上的准确度,在后续迭代更新时会传递这种误差并受到更大的影响。

当 $K=100$ 时,用SLIC算法对遥感影像进行超像素分割,结果如图4所示。图4(b)中的矩形部分为有误差的超像素,图4(c)为图4(b)的局部放大图。可以看出,矩形框内的超像素由两部分颜色空间差异较大的区域组成,在迭代过程中不仅会出现误差的传递,还会增加到达期望分割结果的迭代次数。

为了优化分割结果,在每次迭代后引入滤波操作,去除超像素内与聚类中心在颜色空间上差异较大的像素点,用剩余的像素点更新聚类中心。具体实现方法:计算每个像素点到聚类中心与Lab颜色空间的距离,当其欧氏距离大于 $\lambda\cdot\sigma_i$ 时,从超像素内去除该像素点,用剩余的像素点组成新的超像素 Ω_j ,用新的超像素区域更新聚类中心,可表示为

$$\Omega_j = (\|h_i - h_k\| < \lambda \cdot \sigma_i) \cap G_j, \quad (6)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (h_i - \bar{h}_j)^2}, \quad (7)$$

$$\varphi_j = \frac{1}{N'} \sum_{i \in \Omega_j} \begin{bmatrix} d_{xy} \\ d_{Lab} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

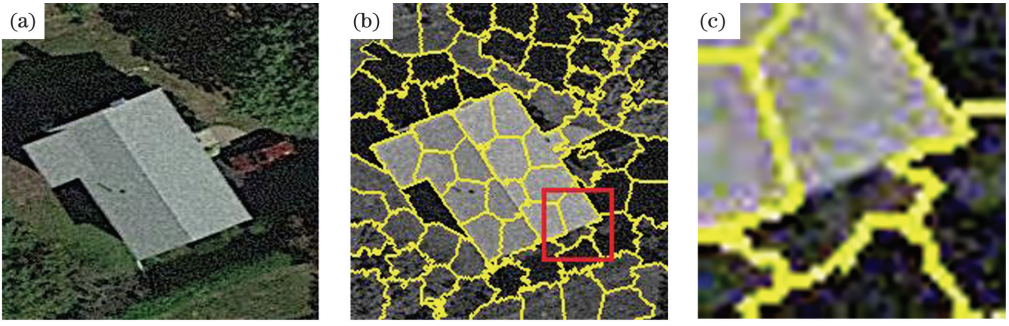


图4 SLIC算法得到的超像素分割结果。(a)输入影像;(b)超像素分割结果;(c)局部放大图

Fig. 4 Super-pixel segmentation result obtained by SLIC algorithm. (a) Input image; (b) super-pixel segmentation result; (c) partial enlarged drawing

式中, h_i 为像素点 i 的 Lab 颜色空间向量模, h_k 为聚类中心 k 的 Lab 颜色空间向量模, $\overline{h_j}$ 为全部像素点的 Lab 颜色空间向量模均值, σ_i 为超像素内所有像素点 Lab 颜色空间向量模的标准差, λ 为本算法的标准差, 可保证滤波后像素点与聚类中心有较高的相似度, 实验取 $\lambda=5$, N' 为超像素内剩余的像素点个数。

图 5(a) 为 SLIC 算法的超像素分割结果, 图 5(b) 为改进均值计算公式后的超像素分割结果, 超像素个数 $K=100$ 。可以看出, SLIC 算法得到的超像素分割结果中, 部分边缘没有被完整分割出; 对均值公式进行改进后, 能很好地分离目标与背景, 且分割边缘的准确性较高, 生成的轮廓贴合度也较高。

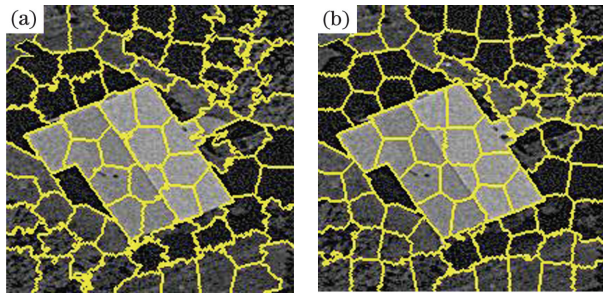


图5 分割结果对比。(a)SLIC算法;(b)改进后的算法
Fig. 5 Comparison of segmentation results. (a) SLIC algorithm; (b) improved algorithm

4 实验与分析

4.1 实验参数

实验数据为美国马萨诸萨州地区的遥感影

像, 空间分辨率为 0.6 m, 选取 300 张尺寸为 500 pixel \times 500 pixel 的建筑物影像进行实验, 用 SLIC0 算法、文献[23]中的算法、TurboPixel 算法与 SLIC 算法进行对比实验。分别从拟合效果、算法运行时间和边缘拟合能力分析实验结果。具体参数: 迭代次数为 10, SLIC 算法和本算法的类内最大颜色距离 $N_c=10$, 类内最大空间距离 $N_s=\sqrt{N/K}$ 。硬件设备: 计算机为惠普 ProDesk 498 G3MT, 内存为 16 GB, 显卡为 NVIDIA GeForce GTX 1050Ti (4 GB)。

4.2 超像素分割结果

超像素作为替代原始像素的基本像元, 在图像轮廓上的贴合准确度是影响后续处理步骤的关键因素。图 6 为 5 种算法对实验数据的超像素分割结果, 可以看出, 本算法能很好地识别轮廓边缘, 对轮廓的贴合度较高。如图 6(a2)~图 6(e2) 中右下角的房子, 本算法能将其从背景中很好地分割出来, 生成较为贴合的轮廓; 而 SLIC0 算法、文献[23]中的算法和 TurboPixel 算法只识别了部分轮廓, SLIC 算法未识别出轮廓线。图中方框标注的部分为建筑物与背景被分割到同一个超像素中的情况, 可以发现, 与其他 4 种算法相比, 本算法在准确度上有明显的改善, 准确性更高。

4.3 算法的运行时间

表 1 为 5 种算法在超像素个数 $K=100$ 时的平均运行时间, 图 7 为 5 种算法在实验数据集上的平均运行时间。

表1 5种算法的运行时间($K=100$)

Table 1 Running time of 5 algorithms ($K=100$)

unit: s

Algorithm	SLIC0	Ref. [23]	TurboPixel	SLIC	Ours
Running time	2.53	1.55	18.05	3.425	1.25

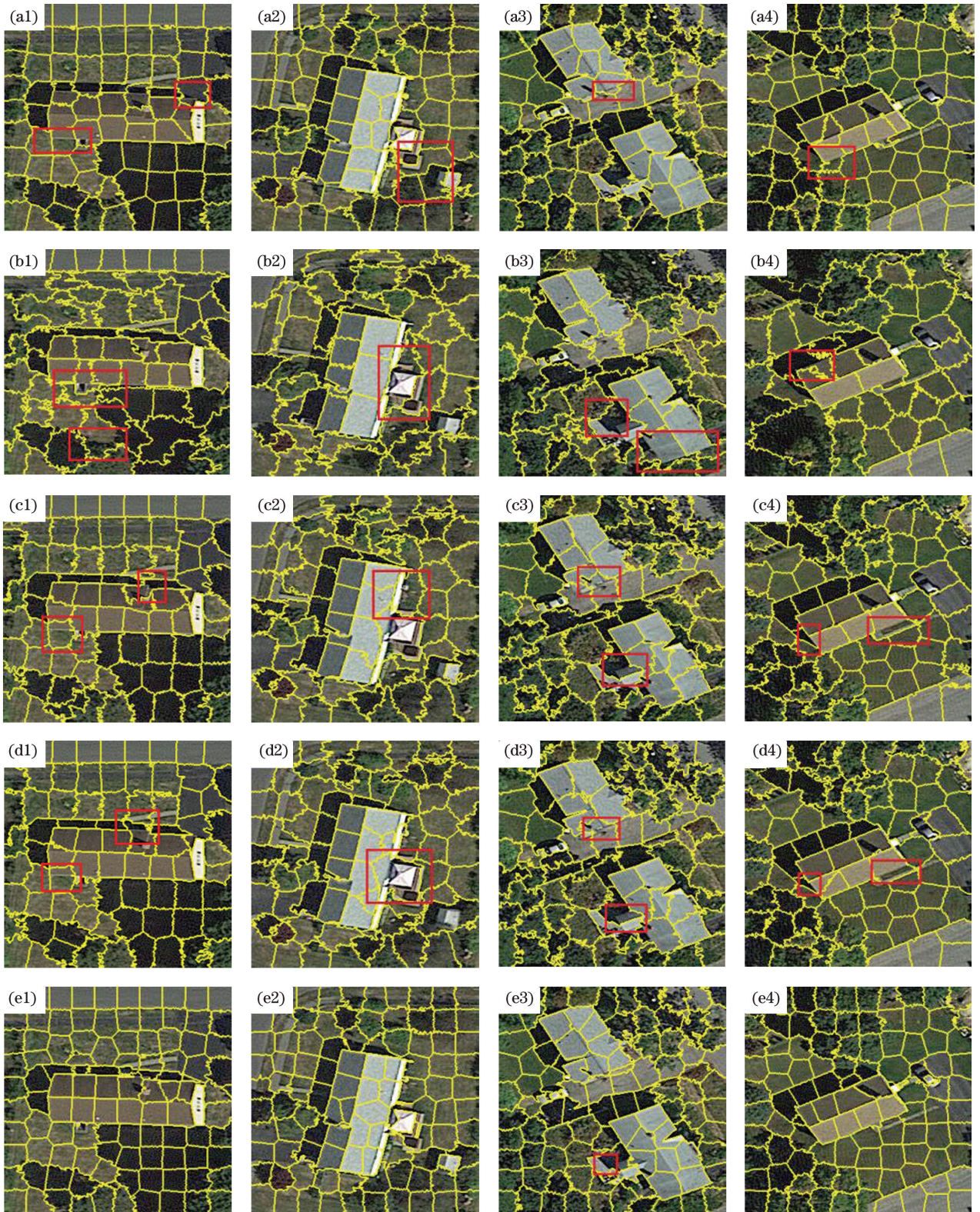


图 6 不同算法的超像素分割结果($K=100$)。(a)SLIC0 算法;(b)参考文献[23];
(c)TurboPixel 算法;(d)SLIC 算法;(e)本算法

Fig. 6 Super-pixel segmentation results of different algorithms ($K=100$). (a) SLIC0 algorithm;
(b) Ref. [23]; (c) TurboPixel algorithm; (d) SLIC algorithm; (e) our algorithm

4.4 边缘拟合能力

用欠分割误差(UE)和能达到的分割精度

(ASA)作为量化超像素边缘拟合能力的标准^[24],
UE度量的是从基准边界溢出像素的百分比,可

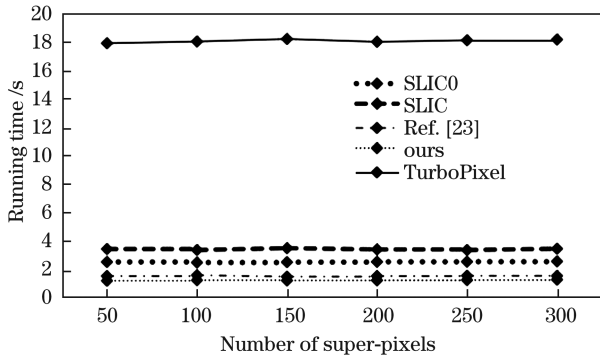


图7 5种算法的平均运行时间

Fig. 7 Average running time of 5 algorithms

表示为^[8]

$$X_{UE} = \frac{\sum_i (\sum_{s_j | s_j \cap G_i > B} |S_j|) - N}{N}, \quad (9)$$

式中, S_1, S_2, \dots, S_n 为超像素分割算法生成的 n 个超像素块, G 为基准分割区域, $B = 5\%$ 为控制超像素分割算法生成的超像素与基准分割区域重合的百分比阈值, i 为基准分割区域的序号, j 为超像素区域的序号。

ASA 度量的是分割精度的上限, 即利用超像素作为子单元(代替像素)进行图像分割时能得到的最高精度, 可表示为

$$X_{ASA}(S) = \frac{\sum_j \max_i |S_j \cap G_i|}{\sum_i |G_i|}. \quad (10)$$

表2为 $K = 100$ 时, 5种算法在实验数据集中300张图像上的边缘拟合能力, 图8为5种算法在实验数据集中300张图像的平均UE和ASA。可以发现, 本算法的欠分割率最低, 分割精度的上限最高。这表明剔除超像素中的异常像素可以提高聚类中心的准确度, 提升边缘贴合度, 有利于后续算法的进一步处理。

表2 不同算法的边缘拟合能力($K = 100$)

Table 2 Edge fitting capabilities of different algorithms ($K = 100$)

Algorithm	SLIC0	Ref. [23]	TurboPixel	SLIC	Ours
UE	0.266	0.233	0.358	0.296	0.222
ASA	0.959	0.945	0.935	0.950	0.964

5 结 论

提出了一种改进SLIC的超像素分割算法, 可对目标区域建筑物进行精确分割, 有利于后续算法

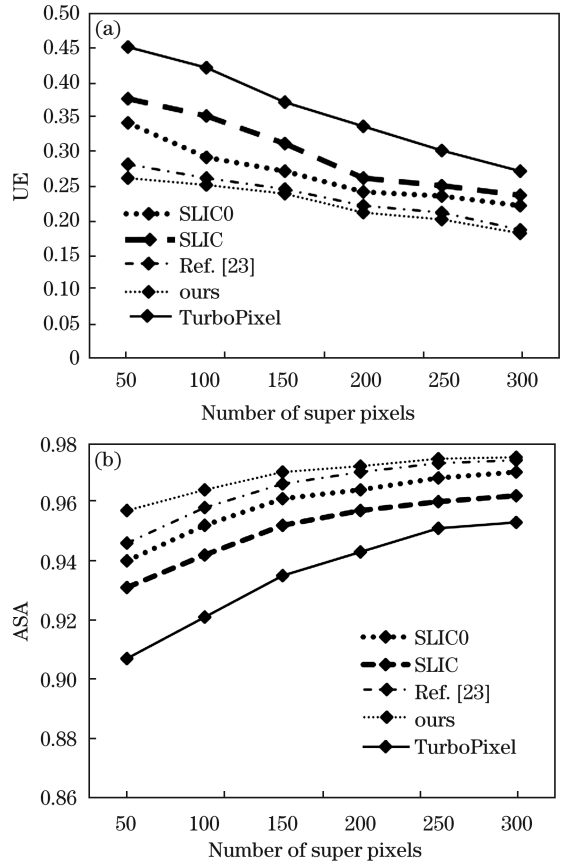


图8 不同算法的分割精度。(a)UE;(b)ASA

Fig. 8 Segmentation accuracy of different algorithms.

(a) UE; (b) ASA

的进一步处理。针对经典SLIC算法运行时间长与边缘贴合度低的问题, 提出用了随机选取多个点再比较的方法代替简单均匀分配方法; 此外, 在每次迭代后引入滤波操作, 去除超像素内部与聚类中心在颜色空间上差异较大的像素点, 然后用剩余的像素点参与迭代, 更新聚类中心。在300张尺寸为 $500 \text{ pixel} \times 500 \text{ pixel}$ 的建筑物影像数据集上进行对比实验, 结果表明, 本算法在UE和ASA两个指标上的均值分别为0.222与0.964($K = 100$), 在单张图像上的运行平均时间为1.25s, 均优于其他对比算法。

参 考 文 献

[1] Li P, Yang Y, Fang T. A fast superpixel algorithm with biased-clustering using visual saliency [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(1): 112-117, 138.
李鹏, 杨旸, 方涛. 应用视觉显著性的快速有偏聚类超像素算法[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(1): 112-117, 138.

- [2] Luo X G, Lü J R, Peng Z M. Recent research progress of superpixel segmentation and evaluation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(9): 090005.
罗学刚, 吕俊瑞, 彭真明. 超像素分割及评价的最新研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(9): 090005.
- [3] Ren X, Malik J. Learning a classification model for segmentation[C]//Proceedings Ninth IEEE International Conference on Computer Vision, October 13-16, 2003, Nice, France. New York: IEEE, 2003: 10-17.
- [4] Wang S, Lu H, Yang F, et al. Superpixel tracking [C]//2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE, 2011: 1323-1330.
- [5] Yu Q L, Yang T H, Tang S B, et al. The 3D reconstruction method for quasi-brittle material structure and application[J]. Engineering Mechanics, 2015, 32(11): 51-62, 114.
于庆磊, 杨天鸿, 唐世斌, 等. 基于 CT 的准脆性材料三维结构重建及应用研究[J]. 工程力学, 2015, 32(11): 51-62, 114.
- [6] 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.
- [7] Shen J B, Hao X P, Liang Z Y, et al. Real-time superpixel segmentation by DBSCAN clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(12): 5933-5942.
- [8] Achanta R, Shaji A, Smith K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [9] Kanungo T, Mount D M, Netanyahu N S, et al. An efficient K -means clustering algorithm: analysis and implementation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 881-892.
- [10] Achanta R, Süsstrunk S. Superpixels and polygons using simple non-iterative clustering[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE, 2017: 4895-4904.
- [11] Wu C, Zhang L, Zhang H W, et al. Improved superpixel-based fast fuzzy C -means clustering for image segmentation [C]//2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), September 22-25, 2019, Taipei, Taiwan, China. New York: IEEE, 2019: 1455-1459.
- [12] 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.
- [13] Lei T, Jia X H, Liu T L, et al. Adaptive morphological reconstruction for seeded image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(11): 5510-5523.
- [14] Lei T, Zhang Y N, Wang Y, et al. A conditionally invariant mathematical morphological framework for color images[J]. Information Sciences, 2017, 387: 34-52.
- [15] Levinshtein A, Stere A, Kutulakos K N, et al. TurboPixels: fast superpixels using geometric flows [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(12): 2290-2297.
- [16] Gong Y J, Zhou Y C. Differential evolutionary superpixel segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(3): 1390-1404.
- [17] Wang H, Shen J B, Yin J B, et al. Adaptive nonlocal random walks for image superpixel segmentation[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020, 30(3): 822-834.
- [18] Lu R R, Zhu F, Wu Q X, et al. A fast segmenting method for scenes with stacked plate-shaped objects [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(4): 0412003.
鲁荣荣, 朱枫, 吴清潇, 等. 一种板型物体混叠场景的快速分割算法 [J]. 光学学报, 2019, 39(4): 0412003.
- [19] Shi J B, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905.
- [20] Moore A P, Prince S J D, Warrell J, et al. Superpixel lattices [C]//2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2008, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE, 2008: 1-8.
- [21] Liu M Y, Tuzel O, Ramalingam S, et al. Entropy rate superpixel segmentation [C]//Proceedings of 2011 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2011, Colorado Springs, USA. New York: IEEE, 2011, 978: 97-104.
- [22] Shi Y X, Chen C. Non-rigid registration segmentation

- algorithm based on optimal Atlas multi-model image[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(4): 0410002.
- 石跃祥, 陈才. 基于最优 Atlas 多模态图像的非刚性配准分割算法[J]. 光学学报, 2019, 39(4): 0410002.
- [23] Guo W, Li H D, Xing Y Z. An adaptive multiphase image segmentation algorithm based on SLIC [J]. Computer Engineering & Science, 2018, 40 (8): 1459-1467.
- 郭伟, 李红达, 邢宇哲. 基于 SLIC 的自适应多主体图像分割算法 [J]. 计算机工程与科学, 2018, 40(8): 1459-1467.
- [24] Wang J, Wang X. VCells: simple and efficient superpixels using edge-weighted centroidal Voronoi tessellations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34 (6): 1241-1247.