



DOI: 10.12086/oe.2019.180589

基于 SLIC 与分水岭算法的彩色图像分割

侯志强^{1,2}, 赵梦琦^{1,2*}, 余旺盛³,
李宥谋^{1,2}, 马素刚^{1,2}

¹西安邮电大学计算机学院, 陕西 西安 710121;

²西安邮电大学陕西省网络数据分析与智能处理重点实验室, 陕西 西安 710121;

³空军工程大学信息与导航学院, 陕西 西安 710077



摘要: 为了克服传统分水岭算法引起的过分割问题, 提出了一种基于简单线性迭代聚类(SLIC)与分水岭算法相结合的彩色图像分割算法, 以获得更理想的分割效果。该算法首先利用图像复杂度计算预分割的超像素个数, 并利用 SLIC 对原始图像进行超像素分割预处理, 以减少后续处理中的冗余信息; 然后, 提出了一种自适应计算阈值的方法对预处理图像的梯度图像进行阈值处理, 以有效去除噪声, 获得较完整的轮廓信息; 最后, 利用分水岭分割算法对进行极小值标记提取后的图像进行分割。通过对大量图片进行实验表明, 本文算法可以有效地抑制传统分水岭算法所产生的过分割问题, 在 LCE 和 GCE 的对比上优于传统算法, 分割质量有所提高。

关键词: 超像素; 分水岭; 图像分割; 图像复杂度

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

引用格式: 侯志强, 赵梦琦, 余旺盛, 等. 基于 SLIC 与分水岭算法的彩色图像分割[J]. 光电工程, 2019, 46(6): 180589

Color image segmentation based on SLIC and watershed algorithm

Hou Zhiqiang^{1,2}, Zhao Mengqi^{1,2*}, Yu Wangsheng³, Li Youmou^{1,2}, Ma Sugang^{1,2}

¹School of Computer Science and Technology, Xi'an University of Post and Telecommunication, Xi'an, Shaanxi 710121, China;

²Shaanxi Key Laboratory of Network Data Analysis and Intelligent Processing, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an, Shaanxi 710121, China;

³Information and Navigation Institute of Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China

Abstract: In order to overcome the problem of over-segmentation caused by traditional watershed algorithm, a color image segmentation algorithm based on simple linear iterative clustering (SLIC) and watershed algorithm is proposed to achieve an ideal segmentation effect. Firstly, the algorithm calculates the number of super-pixels pre-segmented by image complexity, and uses SLIC to super-pixel segmentation preprocessing of the original image to reduce the redundant information in subsequent processing. Then, an adaptive threshold calculation method is proposed to process the gradient image of the preprocessed image in order to effectively remove noise and obtain more complete contour information. Finally, the watershed segmentation algorithm is used to segment the image extracted by the minimum value marker. Experiments on a large number of images show that the proposed algorithm

收稿日期: 2018-11-14; 收到修改稿日期: 2019-01-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61473309, 61703423)

作者简介: 侯志强(1973-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事图像处理、计算机视觉和信息融合的研究。E-mail: hzq@xupt.edu.cn

通信作者: 赵梦琦(1995-), 女, 硕士研究生, 主要从事计算机视觉、图像分割的研究。E-mail: meq_zhao@163.com

can effectively suppress the over-segmentation problem caused by the traditional watershed algorithm, and is superior to the traditional algorithm in the comparison of LCE and GCE, and the segmentation quality is improved.

Keywords: super pixel; watershed; image segmentation; image complexity

Citation: Hou Z Q, Zhao M Q, Yu W S, *et al.* Color image segmentation based on SLIC and watershed algorithm[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(6): 180589

1 引言

图像分割是将图片中有意义或感兴趣的目标提取出来,用于图像后续处理。由于外界环境的影响以及图像自身存在的问题,使得图像分割成为研究的热点和难点。目前图像分割算法主要有以下几种:基于区域的分割算法、基于边缘的分割算法、基于阈值的分割算法和基于聚类分析的分割算法等。分水岭分割算法是一种典型的基于区域分割算法,具有实现简单以及能够很好提取轮廓的特点,但图像过分割问题较严重。为了解决过分割问题,高丽等人^[1]提出了一种改进的基于标记的分水岭分割算法,该算法一定程度上抑制了过分割现象,但是存在边缘定位不准的问题;卢中宁等人^[2]提出了一种基于形态学梯度修正和区域合并的分水岭分割算法,减少了过分割并使分割后的区域更有意义,但是算法耗时较长,运行效率低;余旺盛等人^[3]提出了一种基于标记分水岭和区域合并的分割算法,较好地解决了图像过分割现象,但数据处理量大。针对以上改进算法存在的不足,并结合 Achanta 等人^[4]提出的简单线性迭代聚类(simple linear iterative clustering, SLIC)方法,本文提出了一种基于 SLIC 与分水岭算法的彩色图像分割算法。

通常人眼在观察外界事物时,是根据颜色特征进行划分的,即以相似的像素集合为准,并不是单个像素点。因此, Ren 等人提出了“超像素”的概念^[5]。在一幅图像中,相邻像素点特征相似即划分为同一个超像素,特征不相似即划分为不同的超像素。每个超像素都是连续的,并且能够保留图像的颜色、纹理等特征信息。因此,利用超像素替代像素点进行图像分割,已经被越来越多地应用到了图像分割的预处理步骤中。目前,常见的超像素分割方法有, Shi 等人^[6]于 2000 年提出了归一化分割(normalized cut, N-Cut)方法; Felzenszwalb 等人^[7]于 2004 年提出的 Graph-based 方法; Levinshtein 等人^[8]于 2009 年提出的 Turbopixel 方法; Achanta 等人在文献[4]中提出的简单线性迭代聚类(SLIC)方法等。在上述超像素分割算法中, SLIC 算法处理速度快,并且超像素块能够很好贴合目标的

边界,以及能够获得形状、大小基本相同的超像素块。另外, SLIC 算法能够在预处理阶段消除伪影和噪声的影响,一定程度上能够防止分水岭算法产生过分割现象。由于采用 SLIC 超像素分割对输入的图像进行预处理,还能够减少算法计算复杂度^[9],因此本文拟利用 SLIC 和分水岭算法相结合的方法对图像进行分割,并提出了一种自适应选取阈值的方法减小背景噪声对分割结果的影响^[10]。该算法首先对彩色图像计算图像复杂度,进而计算出预分割的超像素个数 K 值,对图像进行 SLIC 超像素分割;之后对超像素分割后的图像求梯度图像,再对梯度图像进行阈值处理,得到具有极小值标记的图像,并对此利用形态学极小值标记提取方法;最后对标记提取后的图像利用分水岭分割算法得到最终分割图像,来抑制过分割问题。通过对 Berkeley 数据库中的图片进行统计实验分析发现,本文算法具有较理想的分割效果。

2 基本理论

2.1 简单线性迭代聚类算法

2003 年 Ren 等人在文献[5]提出了超像素的概念,是由一系列相邻并具有相似特征的像素组成的有一定意义的不规则像素块。超像素的提出也有效减少了后续处理中无足轻重的冗余信息,不仅简化了图像的拓扑结构,而且降低了后续处理步骤的复杂度。简单线性迭代聚类(SLIC)方法巧妙地利用 K-means 算法,以种子点为中心局部聚类,迭代超像素块,是一种基于梯度上升的超像素分割算法。SLIC 算法将图像从 RGB 彩色空间转换到 CIE Lab 颜色空间,将每个像素的颜色值和坐标组成一个 5 维空间向量^[11] $[l, a, b, x, y]$,然后对 5 维特征向量构造距离度量,这种新的距离度量能够使超像素的形状、大小有规则。SLIC 算法根据人为指定预分割的超像素个数 K 以及图像中所有像素数 N ,得到每个超像素的大小为 N/K ,相邻超像素之间的距离为 $S = \sqrt{N/K}$,由 S 来选定 K 个初始聚类中心 $C_i = [l_i, a_i, b_i, x_i, y_i]$ 。然后计算从每个聚类中心到 $2S \times 2S$ 区域内的像素的距离,距离计算公式^[11]如下:

$$d_{color} = \sqrt{(l_j - l_i) + (a_j - a_i) + (b_j - b_i)}, \quad (1)$$

$$d_{space} = \sqrt{(x_j - x_i) + (y_j - y_i)}, \quad (2)$$

其中： d_{color} 表示颜色距离， d_{space} 表示空间距离。因此，距离度量公式^[11]如下：

$$D_m = \sqrt{d_{color} + (d_{space} / S)^2 \cdot m^2}, \quad (3)$$

其中 m 表示权衡颜色相似性和空间邻近度之间的重要性。

根据式(1)~式(3)求得每个像素点和周围种子点的距离，并取距离最小值对应的种子点作为该像素点的聚类中心。在利用 SLIC 算法进行分割时是一个迭代过程，并且通过实验分析发现，执行 10 次左右可以获得较理想的结果。最后由于进行分割后图像的连通性较弱，因此将少于某一阈值的超像素合并到它邻近的超像素^[12]。该算法得到的超像素分布规则可控制好且复杂度较低，但不能分割出目标区域，为后续图像处理增加了难度。

2.2 分水岭算法

分水岭 (Watershed) 算法开始是由 Digabel 和 Lantuejoul^[13] 应用到图像的处理中，后来又由 Lantuejoul 和 Beucher^[14] 共同探讨研究将分水岭算法运用到灰度图像分割中，给分割提供了一种有用的方法。直到 1991 年，Vincent 等人对分水岭算法计算速度进行改进后，分水岭算法才得到了广泛关注和应用。该算法的基本思想是将图像看作一幅地形图，其中每一像素的灰度值表示该点的海拔高度，此外，算法过程是模拟浸入过程来说明的^[15]。根据分水岭算法原理，分割算法分为两种：一种是从上而下模拟降水算法^[16]，如图 1，一种是从下而上的模拟泛洪算法^[16]，如图 2。

近年来，分水岭算法因其在处理图像分割时运行简单和轮廓提取效果好的特点成为了研究热点^[17]，并且在许多领域得到了广泛应用。由于分水岭分割算法对噪声和其他干扰比较敏感，因此直接利用分水岭算法会产生过分割现象，使分割目标不能被分割出来，

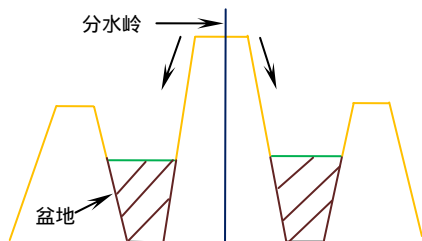


图 1 模拟降水模型

Fig. 1 Simulated precipitation model

造成分割结果在后续处理中无意义。如何解决这个问题也一直是研究的热点，目前常见的解决方法主要有两种：一种是利用标记控制方法，对图像的前景和背景进行标记，并通过图像滤波进行标记提取；另一种是通过区域合并的方法，对图像利用分水岭分割算法分割后，再利用合并准则对图像进行区域合并。

3 基于 SLIC 与分水岭算法的彩色图像分割

为了解决传统分水岭算法产生的过分割导致图像分割信息无法使用的问题，本文提出了一种基于 SLIC 和分水岭算法的彩色图像分割算法。本文算法对图像进行基于 SLIC 算法的超像素分割预处理，结合对梯度图像阈值处理和分水岭分割，最终得到较理想的分割结果。由于 SLIC 算法能够利用图像的冗余信息，通过聚类的思想有效地消除伪影和噪声引起的影响，进而可以抑制分水岭算法过分割的产生。但 SLIC 算法在进行超像素分割时，需要人工设定预分割的超像素个数 K ，不利于算法的自适应性。因此本文首先提出了一种自适应选取 K 值的方法，通过图像复杂度和图像的大小计算 K 值以提高算法效率；然后针对图像中存在的噪声问题，提出了一种自适应阈值的方法去除图像中背景和边缘处的噪声；最后对处理后的图像利用分水岭分割算法得到分割后的图像。

3.1 图像复杂度计算

图像复杂度 (Image complexity) 是指在一幅给定图像中发现或提取感兴趣目标的困难程度。广义集合的内部复杂度的计算公式^[18]如下：

$$C = -\sum_{i=1}^k n_i \cdot \log(n_i / N), \quad (4)$$

其中： C 代表复杂度， k 代表广义集合内不同标志值的个数， n_i 代表灰度值为 i 的像素点个数， N 代表整幅图像内像素点的个数。

针对图像数据本身特点，引入信息熵，即某种特

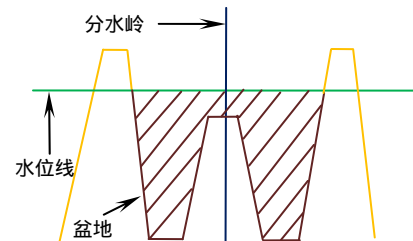


图 2 模拟泛洪模型

Fig. 2 Simulated flooding model

定信息出现的概率^[19],熵值越大,则图像越复杂,反之,越简单。信息熵(Ent,用 E_{Ent} 表示)的计算式^[18]:

$$E_{Ent} = -\sum_{i=1}^k n_i / N \cdot \log(n_i / N) = C / N \quad (5)$$

灰度共生矩阵(Gray level co-occurrence matrix, GLCM)是一种通过研究灰度的空间相关特性来描述纹理的方法^[20]。为了能够恰当地衡量图像的复杂度,可以用一些参数来表示灰度共生矩阵的特征。其中具有典型度量特征的参数有:能量(E)、对比度(Con,用 C_{Con} 表示)、相关度(Cov,用 C_{Cov} 表示)。

由于图像复杂度的大小与图像的信息熵和灰度共生矩阵的特征参数有关,为了更好地计算图像复杂度,引入了权重,并且对信息熵和特征参数进行加权求和,其中信息熵和对比度的权重为 1,相关度和能量的权重为-1。从而使得图像复杂度的大小能够客观地反映图像分割的难易程度^[21]。图像复杂度 T_k 计算式^[21]为

$$T_k = E_{Ent} + C_{Con} - E - C_{Cov} \quad (6)$$

其中:

$$E = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} Q^2(i, j, d, \theta) \quad (7)$$

$$C_{Con} = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [(i-j)^2 Q(i, j, d, \theta)] \quad (8)$$

$$C_{Cov} = \frac{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} i \times j \times p(i, j, d, \theta) - u_1 \times u_2}{d_1^2 d_2^2} \quad (9)$$

式中: $Q(i, j, d, \theta)$ 是通过灰度共生矩阵归一化处理得到; m 表示图像在平面内 x 轴方向上的像素数; n 表示图像所在平面内 y 轴方向上的像素数; θ 表示灰度共生矩阵的生成方向,可以取 0° 、 45° 、 90° 、 135° ; $u_1 = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} p(i, j, d, \theta)$; $u_2 = \sum_{j=0}^{n-1} \sum_{i=0}^{m-1} p(i, j, d, \theta)$; $d_1^2 = \sum_{i=0}^{m-1} (i - u_1)^2 p(i, j, d, \theta)$; $d_2^2 = \sum_{j=0}^{n-1} (j - u_2)^2 p(i, j, d, \theta)$; u_1, u_2 是均值, d_1, d_2 表示方差, $p(i, j, d, \theta)$ 表示灰度共生矩阵中第 i 行,第 j 列元素所代表的像素信息。

经典的 SLIC 算法往往需要预先设定 K 值,当 K 值较大时,表明聚类中心越密集,分割得越细致,计

算量越大,算法运行时间越长。为了解决这个问题,本文通过大量实验发现每幅图片的大小和复杂度都与 SLIC 算法预分割的超像素个数密切相关,在此基础上,对数据库中的每个图像人工选取的 K 值进行统计分析。实验表明, K 值可以控制分割的区域数目,如果 K 过小,能够分割出较大目标,但容易出现欠分割现象;而 K 过大,则能够分割出更多的小目标,但容易出现过分割或分割图像无意义。

根据式(6)计算出图像的复杂度,通过大量实验,我们建立了自适应 K 值的经验计算式为

$$K = \lceil (x + y) / T_k \rceil \quad (10)$$

其中: K 表示 SLIC 进行超像素分割的预分割个数, x 表示图像的宽, y 表示图像的高, T_k 表示图像本身的复杂度, $\lceil \rceil$ 表示上取整。

通常,人们会认为当图像复杂度越大时,所需超像素个数应该越多;当图像复杂度越小时,所需超像素个数越少。但通过大量实验发现,当图像复杂度越大时,超像素越多并不能得到更好的分割结果;反之,当图像复杂度越小时,超像素越少也不能得到更好的分割结果;只有合适的超像素数才能得到更好的分割结果。在实际应用中,通过式(10)能够获得更好的分割结果。为了测试本文方法在不同 K 值对分割结果的影响,图 3 给出相应的分割结果图。为了更好的判断分割结果的好坏,本文采用了局部一致性错分函数 LCE(local consistency error)^[22]、全局一致性错分函数 GCE(global consistency error)^[22]对分割结果进行判定, LCE 和 GCE 值越小,表明算法的分割结果越接近人工标注的分割结果。从表 1 数据看出,图 3(a3)、3(b3)是根据式(10)计算得到的 K 值,分割效果最佳,图像基本分割出来,图 3(a1)、3(a2)、3(b1)和 3(b2)的 K 值是手工给定,在分割时,有些部分未能分割出来,出现一定的欠分割或过分割现象。

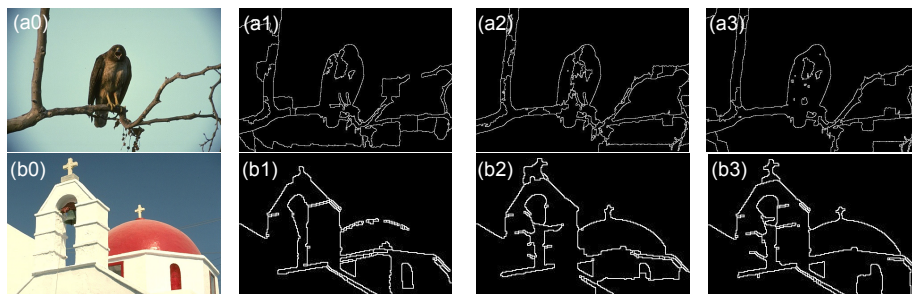


图 3 本文方法在不同 K 值下的分割结果比较。(a0), (b0) 原始图像; (a1) $K=100$; (a2) $K=320$; (a3) $K=255$; (b1) $K=5$; (b2) $K=120$; (b3) $K=53$

Fig. 3 Comparison of segmentation results of the method with different K value. (a0), (b0) Original image; (a1) $K=100$; (a2) $K=320$; (a3) $K=255$; (b1) $K=5$; (b2) $K=120$; (b3) $K=53$

表 1 不同 K 值下的分割结果的 LCE 和 GCE 比较

Table 1 Comparison of segmentation results LCE and GCE under different K values

	(a1) $K=100$	(a2) $K=320$	(a3) $K=255$	(b1) $K=5$	(b2) $K=120$	(b3) $K=53$
LCE/%	11.38	11.45	10.84	18.81	18.65	17.37
GCE/%	13.45	13.10	12.75	22.60	22.15	20.61

3.2 梯度图像阈值处理

在图像中，由于噪声的影响以及其他干扰因素的存在，利用分水岭算法对图像进行分割时会引起过分割问题。为了消除过分割问题，对梯度图像进行阈值处理，进而抑制梯度图像中部分像素值因为微弱的变化而引起图像过分割问题。对图像进行阈值处理虽然计算简单，能够对目标和背景之间对比明显的图像获得理想的分割效果，但如何选取恰当的阈值而得到理想的分割结果是一个难题。为了解决上述问题，本文算法提出了一个自适应选取阈值方法，首先计算图像复杂度得到预分割的 K 值，之后利用 SLIC 算法得到超像素图像，再对超像素图像进行梯度计算，最后对超像素分割过的梯度图像进行阈值处理，其计算式^[23]：

$$T_{\text{thre}} = \text{avg}(G) + n \times \text{var}(G), \quad (11)$$

其中： T_{thre} 为梯度图像阈值； G 为梯度图像； $\text{avg}(G)$ 为 G 均值； $\text{var}(G)$ 为 G 方差； n 为权重系数。

按式(11)对阈值 T_{thre} 进行选取，并对图像内所有像素数目进行遍历，当像素值小于阈值时赋值为 0，否则保持不变。

式(11)中，若 n 值越大，则阈值越大，图像进行阈值处理后所包含的特征信息就越少，不能很好地得

到分割图像；若 n 值越小，则阈值越小，所包含的特征信息就越多，容易存在分割不到位的情况。为了得到更理想的分割效果，本算法对 Berkeley 数据库中的 500 张图片进行了统计实验分析，实验结果表明，将 n 设置为 4 时，图像分割效果较为理想，结果如图 4 所示。从图 4 可以看出，当 n 设置为 3 时，会出现过分割的现象， n 设置为 5 时出现欠分割的现象，不能得到更好的分割效果。从表 2 数据可以看出， n 设置为 3 或 5 时错分率相对较高，因此，对于大部分图像来说，取 n 设置为 4 时能获得较好的分割结果。

3.3 分水岭分割

分水岭分割是一种广泛使用的图像分割工具^[24]。分水岭分割算法的基本思想是将梯度图像看作地形区域，每个灰度级表示该区域的高度。如果地形表面从最低处开始淹没并防止了水的合并，那么图像被划分为两个不同的区域：集水盆地和分水岭线^[25]。为了得到更好的分割效果，分水岭应用于梯度图像，由于梯度图像是一个二值图像，因此在图像中灰度变化不大的地方就是集水盆，反之变化很大的地方就是分水岭。另外，分水岭分割算法虽然在思想上比较简单，但算法的耗时比较长并且过分割比较严重，因此使算法获

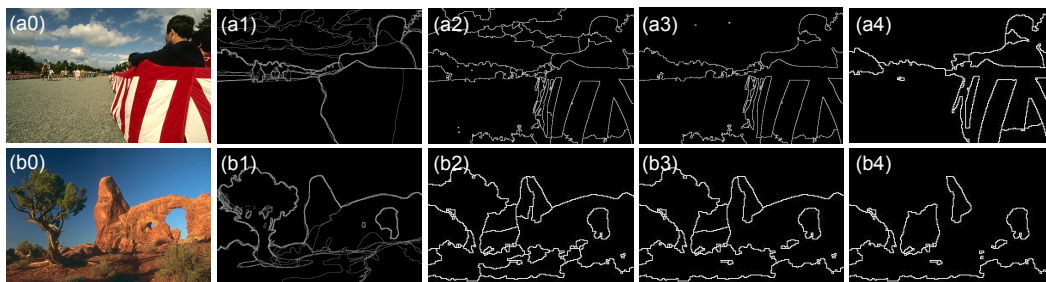


图 4 权重系数 n 对图像分割的影响。(a0), (b0) 原始图像；(a1), (b1) 人工标注；(a2), (b2) $n=3$ ；(a3), (b3) $n=4$ ；(a4), (b4) $n=5$

Fig. 4 Effect of threshold on image segmentation. (a0), (b0) Original image; (a1), (b1) Manual labeling; (a2), (b2) $n=3$; (a3), (b3) $n=4$; (a4), (b4) $n=5$

表 2 不同权重系数 n 下图像的 LCE 和 GCE 比较

Table 2 Comparison of LCE and GCE of images with different weight coefficients n

图片	$n=3$		$n=4$		$n=5$	
	LCE/%	GCE/%	LCE/%	GCE/%	LCE/%	GCE/%
图 4(a0)	10.80	13.62	10.00	13.30	10.30	13.70
图 4(b0)	13.14	15.52	12.83	14.85	13.72	15.90

得较好的分割结果是一个难点^[26]。

为了解决上述问题,本文经过计算图像复杂度与阈值处理,有效的去除了图像背景的部分噪声,并保留了边界处与弱边缘处的信息。在此基础之上得到了阈值处理后的梯度图像,将图像中像素值标记不为零的点作为图像中的局部极小值,但图像中会含有伪局部极小值点,因此对图像进行极小值标记提取。由于利用形态学极小值标记算法可以一定程度上减少图像中伪局部极小值的数量,抑制过分割问题。最后使用分水岭分割算法,得到最终的分割结果。

3.4 算法步骤及流程图

本文算法流程如图 5 所示。其主要步骤如下:

步骤 1: 输入彩色图像;

步骤 2: 计算图像复杂度;

步骤 3: 利用图像复杂度和图像大小计算预分割超像素个数 K 并利用 SLIC 对原图像进行超像素分割;

步骤 4: 对分割图像的梯度图像进行阈值处理;

步骤 5: 阈值处理后的图像进行极小值标记提取。

因为图像中存在由噪声和纹理所产生的伪极小值点。为了消除这些极小值点,抑制过分割现象,采用形态学极小值标记算法,即通过某种规则对图像中的极小值点进行判断,若是伪极小值点则不被标记,反之则被标记,最终得到被标记极小值的图像;

步骤 6: 步骤 5 得到被标记极小值的图像,并计算原图像的梯度幅值图像,然后利用图像叠加函数使梯度图像在标记处具有区域极小值,使图像变平整,得到修正后的图像;

步骤 7: 对修正后的图像进行分水岭分割,得到分割图像。

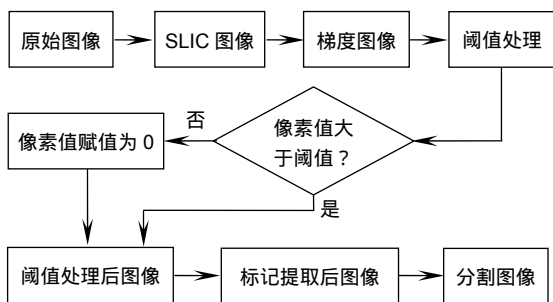


图 5 算法流程图
Fig. 5 Algorithm flowchart

4 实验结果与分析

本文针对图像分割领域中公开的 Berkeley 数据库中的图像进行了大量实验来验证新算法。参考传统的

SLIC 算法,文献[1]算法以及文献[3]算法,图 6 给出了 4 组标准测试图像的仿真实验结果,其中 6(a1)和 6(d1)、6(a2)和 6(d2)、6(a3)和 6(d3)、6(a4)和 6(d4)、6(a5)和 6(d5)分别为在本文算法基础上未使用 SLIC 预处理分割的分水岭分割算法(N-SLIC)、文献[1]算法(H-minima)、文献[3]算法(M-Watershed)、本文算法(Ours)以及 Berkeley 数据库人工标注结果。

由图 6 可以看出,未使用 SLIC 算法预处理的分水岭分割算法存在分割区域过多,无法消除图像噪声问题;文献[1]算法虽然有效地去除了图像中的暗噪声,但过分割问题仍然存在;文献[3]算法通过前期标记和后期合并的方法使过分割问题得到了一定的抑制,但需要处理的数据量多;本文提出的算法在一定程度上解决过分割问题,并且得到了较理想的分割结果。

通过计算图 6 中每种算法分割结果的 LCE 和 GCE 值,如表 3 所示。从表 3 数据可以看出本文算法比未使用 SLIC 算法预处理的分水岭分割算法、文献[1]算法以及文献[3]算法分割效果要好,由于本文算法利用 SLIC 算法对图像进行预处理,能够提高图像分割精度。另外,在局部错分率上本文算法相比参考算法低 1%左右;在全局一致性错分率上本文算法均低于其它三个参考方法,因此无论局部一致性错分率还是全局一致性错分率本文算法都得到了较好的结果,进而说明本文算法得到了较理想的分割结果。

为了进一步验证本文算法的有效性,对 Berkeley 数据库中的 100 张图片分别利用上述四种算法进行分割,计算每幅图片的 LCE 和 GCE,结果如图 7 所示,将每种算法所得 LCE 值进行求和,并计算均值(avg)和方差(var),结果如图 8 所示,从图中可以看出,越靠近左下方的图像分割结果越好,由此可知本文算法的分割效果比其他算法的效果要好。

5 结束语

对分水岭算法产生的过分割问题进行了研究,本文提出了一种融合 SLIC 和分水岭算法的彩色图像分割算法。算法根据图像复杂度自适应选取预分割的 K 值以完成超像素分割,再通过自适应获取阈值,对梯度图像利用阈值处理去除噪声,最后利用分水岭分割算法取得了较好的分割结果。相比已有的算法,本文算法可以自适应地获取预分割的超像素个数和阈值,减少了用户干预。实验结果图显示了本文算法相比其他算法的分割效果和错分率,在对自然景观和人物进行分割时,得到了较理想的分割结果。

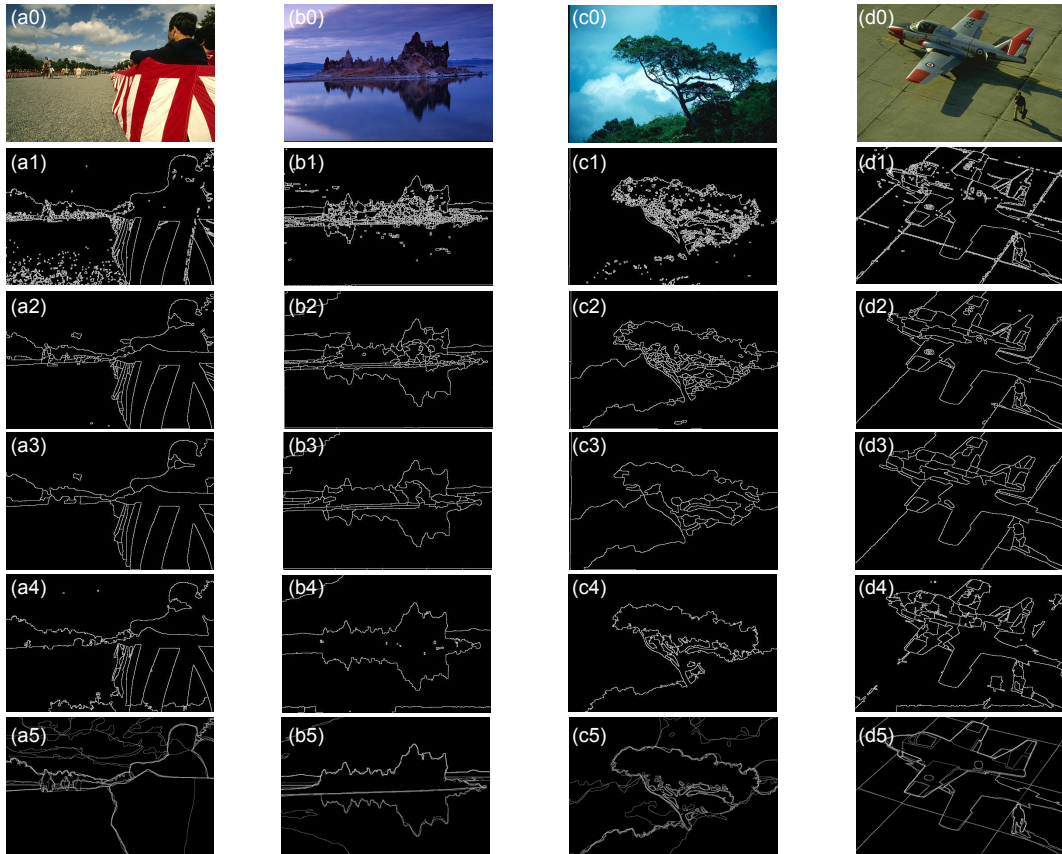


图 6 分割实验结果比较。(a0)~(d0) 原始图像；(a1)~(d1) 未使用 SLIC 预处理分割的分水岭分割算法结果；(a2)~(d2) 文献[1]算法分割结果；(a3)~(d3) 文献[3]算法分割结果；(a4)~(d4) 本文算法分割结果；(a5)~(d5) Berkeley 图像数据库提供的人工标注分割结果

Fig. 6 Comparison of segmentation experimental results. (a0)~(d0) Original image; (a1)~(d1) Watershed segmentation algorithm results without SLIC preprocessing segmentation; (a2)~(d2) Ref.[1] algorithm segmentation results; (a3)~(d3) Ref.[3] algorithm segmentation results; (a4)~(d4) Algorithm segmentation results; (a5)~(d5) Berkeley image manual annotation segmentation results provided by the database

表 3 LCE 和 GCE 比较

Table 3 Comparison of LCE and GCE

图片	N-SLIC		H-minima		M-Watershed		Ours	
	LCE/%	GCE/%	LCE/%	GCE/%	LCE/%	GCE/%	LCE/%	GCE/%
6(a0)	10.89	13.65	10.43	13.50	10.10	13.50	10.00	13.30
6(b0)	8.54	9.79	8.42	9.76	8.16	9.71	7.68	9.72
6(c0)	11.88	14.09	11.70	13.87	11.02	13.99	10.80	13.62
6(d0)	12.65	13.73	12.10	14.06	12.04	14.28	11.85	14.28

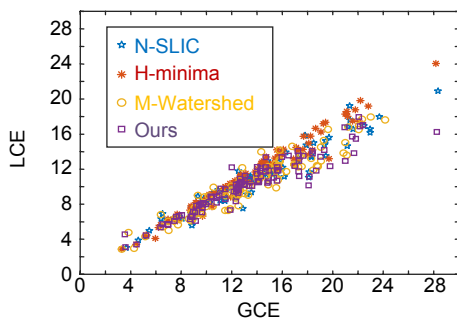


图 7 分割算法评价指数

Fig. 7 Evaluation index of segmentation algorithms

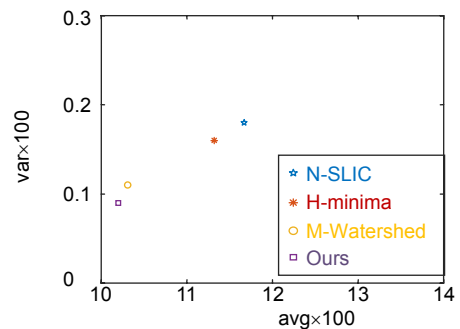


图 8 分割算法平均评价指数

Fig. 8 Average evaluation index of segmentation algorithms

参考文献

- [1] Gao L, Yang S Y, Xia J, et al. A new marker-based watershed algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, **34**(11): 2018–2023.
高丽, 杨树元, 夏杰, 等. 基于标记的 watershed 图像分割新算法[J]. *电子学报*, 2006, **34**(11): 2018–2023.
- [2] Lu Z N, Qiang Z X. Watershed segmentation based on gradient modification and region merging[J]. *Computer Engineering and Design*, 2009, **30**(8): 2075–2077.
卢中宁, 强赞霞. 基于梯度修正和区域合并的分水岭分割算法[J]. *计算机工程与设计*, 2009, **30**(8): 2075–2077.
- [3] Yu W S, Hou Z Q, Song J J. Color image segmentation based on marked-watershed and region-merger[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, **39**(5): 1007–1012.
余旺盛, 侯志强, 宋建军. 基于标记分水岭和区域合并的彩色图像分割[J]. *电子学报*, 2011, **39**(5): 1007–1012.
- [4] 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.
- [5] Ren X F, Malik J. Learning a classification model for segmentation[C]//*Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision*, 2003: 10.
- [6] Shi J B, Malik J. Normalized cuts and image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(8): 888–905.
- [7] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient graph-based image segmentation[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **59**(2): 167–181.
- [8] 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.
- [9] Zhao H W, He J S. Saliency detection method fused depth information based on Bayesian framework[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, **45**(2): 170341.
赵宏伟, 何劲松. 基于贝叶斯框架融合深度信息的显著性检测[J]. *光电工程*, 2018, **45**(2): 170341.
- [10] Li X X, Li X Y, Wang C X. Local adaptive threshold segmentation method for subapture spots of Shack-Hartmann sensor[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, **45**(10): 170699.
李旭旭, 李新阳, 王彩霞. 哈特曼传感器子孔径光斑的局部自适应阈值分割方法[J]. *光电工程*, 2018, **45**(10): 170699.
- [11] Liu H, Shi X L. Improved GrabCut segmentation based on saliency and superpixels[J]. *Infrared Technology*, 2018, **40**(1): 55–61.
刘辉, 石小龙. 结合显著性和超像素改进的 GrabCut 图像分割[J]. *红外技术*, 2018, **40**(1): 55–61.
- [12] Gonzalez R C, Woods R E. *Digital Image Processing*[M]. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010.
冈萨雷斯, 伍兹. *数字图像处理*[M]. 3版. 北京: 电子工业出版社, 2010.
- [13] Digabel H, Lantuéjoul C. Iterative algorithms[C]//*Proc. 2nd European Symp. Quantitative Analysis of Microstructures in Material Science, Biology and Medicine*. Riederer Verlag, 1978, **19**(7): 8.
- [14] Beucher S, Lantuéjoul C. Use of Watersheds in Contour Detection[C]//*International workshop on image processing, real-time edge and motion detection*. 1979: 391–396.
- [15] Ji T T, Cui J, Dong X F, et al. Image segmentation by combining the watershed algorithm and anisotropic texture gradients[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, **22**(7): 926–934.
冀甜甜, 崔嘉, 董新峰, 等. 结合分水岭的纹理梯度各向异性图像分割[J]. *中国图象图形学报*, 2017, **22**(7): 926–934.
- [16] Shen X J, Wu X Y, Han D J. Survey of research on watershed segmentation algorithms[J]. *Computer Engineering*, 2015, **41**(10): 26–30.
沈夏炯, 吴晓洋, 韩道军. 分水岭分割算法研究综述[J]. *计算机工程*, 2015, **41**(10): 26–30.
- [17] Bai M, Urtasun R. Deep watershed transform for instance segmentation[C]//*Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 2858–2866.
- [18] Zhang X W. *The Constitution Theory*[M]. Hefei: China University of Science and Technology Press, 2003.
张学文. *组成论*[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2003.
- [19] Wu Y Q, Zhang J K. Image thresholding based on θ -division of 2-D histogram and maximum Shannon entropy[J]. *Acta Physica Sinica*, 2010, **59**(8): 5487–5495.
吴一全, 张金矿. 二维直方图 θ 划分最大 Shannon 熵图像阈值分割[J]. *物理学报*, 2010, **59**(8): 5487–5495.
- [20] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, **SMC-3**(6): 610–621.
- [21] Wang W, Wang X J, Liu X W, et al. Image segmentation algorithm based on image complexity[J]. *Journal of Detection & Control*, 2015, **37**(3): 5–9.
王威, 王晓军, 刘晓卫, 等. 基于图像复杂度的图像分割算法[J]. *探测与控制学报*, 2015, **37**(3): 5–9.
- [22] Martin D, Fowlkes C, Tal D, et al. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics[C]//*Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Computer Vision*, 2001.
- [23] Wang X P, Hao C Y, Fan Y Y, et al. New method for image detail edge extraction[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2003, **8**(11): 1286–1290.
王小鹏, 郝重阳, 樊养余, 等. 一种提取图象细节边缘的新方法[J]. *中国图象图形学报*, 2003, **8**(11): 1286–1290.
- [24] Hodneland E, Tai X C, Kalisch H. PDE based algorithms for smooth watersheds[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, **35**(4): 957–966.
- [25] Kavzoglu T, Tonbul H. A Comparative study of segmentation quality for multi-resolution segmentation and watershed transform[C]//*Proceedings of IEEE 8th International Conference on Recent Advances in Space Technologies*, 2017.
- [26] Wang X, Zha Y F, Bi D Y. Image segmentation based on multi-resolution analysis and watershed algorithm[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2007, **34**(6): 72–76.
王勋, 查宇飞, 毕笃彦. 基于多分辨率分析和分水岭的图像分割方法[J]. *光电工程*, 2007, **34**(6): 72–76.

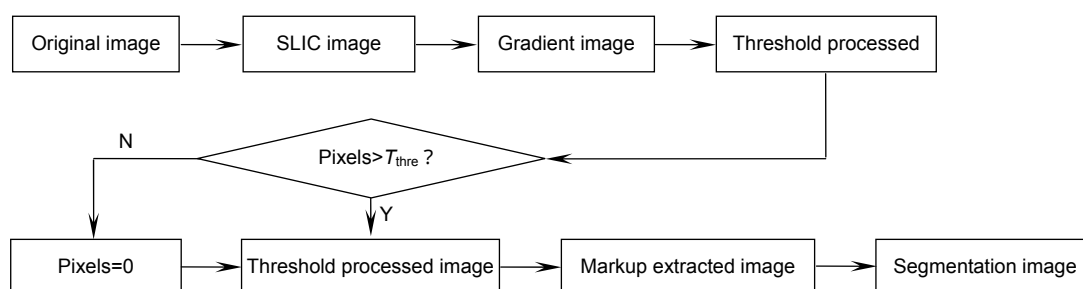
Color image segmentation based on SLIC and watershed algorithm

Hou Zhiqiang^{1,2}, Zhao Mengqi^{1,2*}, Yu Wangsheng³, Li Youmou^{1,2}, Ma Sugang^{1,2}

¹College of Computer Science and Technology, Xi'an University of Post and Telecommunication, Xi'an, Shaanxi 710121, China;

²Shaanxi Key Laboratory of Network Data Analysis and Intelligent Processing, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an, Shaanxi 710121, China;

³Information and Navigation Institute of Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China



Algorithm flowchart

Overview: Image segmentation is the first step in image processing, and plays an important role in image subsequent processing. The quality of feature extraction, target recognition and target detection all depend on the effect of image segmentation. Image segmentation has become a research hotspot and difficulty due to the changes of illumination and scale, the effects of noise and the problems of image itself. At present, image segmentation algorithms mainly include region-based segmentation algorithm, edge-based segmentation algorithm, threshold-based segmentation algorithm, and clustering-based segmentation algorithm. The watershed segmentation algorithm is a typical algorithm based on region segmentation. It has the characteristics of simple implementation, good performance and strong contour extraction ability, but the image over-segmentation problem is more serious. The SLIC algorithm is a super-pixel segmentation algorithm based on gradient rise. It has a faster processing speed, and the super-pixel block can fit the boundary of the target well, and can obtain super-pixel blocks with the same shape and size, but cannot segment the target area, which increases the difficulty for subsequent processing. In order to solve the over-segmentation problem caused by the traditional watershed segmentation algorithm and other existing algorithms (large data processing capacity and low operation efficiency), as well as the problem that the SLIC cannot segment the target region, an image segmentation algorithm based on SLIC algorithm and watershed algorithm is proposed. Firstly, a method of calculating the number of super pixels in the SLIC algorithm is proposed, which used the image complexity and image size to calculate the number of super-pixels pre-segmented, and then used the SLIC segmentation method to pre-process the original image for super-pixel segmentation to reduce redundant information in subsequent processing; Then, a method of adaptively calculating the threshold using mean and variance was proposed to perform threshold processing on the gradient image of the image to effectively remove noise and obtain more complete contour information. Finally, the image was extracted from the minimum value mark to obtain the marked image, and the image was segmented by the watershed segmentation algorithm to obtain the final segmentation image. The algorithm can effectively solve the over-segmentation problem generated by the traditional watershed algorithm. Through the statistical analysis experiment of 500 images in the Berkeley database, and the real local consistency error rate and global consistency error of 100 images and the ground truth are calculated. The fractional rate is eventually found to be better than the traditional algorithms and other marking algorithms, and the ideal segmentation effect is obtained.

Citation: Hou Z Q, Zhao M Q, Yu W S, *et al.* Color image segmentation based on SLIC and watershed algorithm[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, **46**(6): 180589

Supported by National Natural Science Foundation of China (61473309, 61703423)

* E-mail: hzq@xupt.edu.cn; meq_zhao@163.com