

改进 SLIC 的紫色土彩色图像分割*

吴亚兰^{1,2}, 曾绍华^{1,2}, 曾卓华³, 刘 萍⁴

(1. 重庆师范大学 计算机与信息科学学院; 2. 重庆市数字农业服务工程技术研究中心, 重庆 401331;
3. 重庆市农业技术推广总站, 重庆 400121; 4. 重庆市沙坪坝区农业技术服务中心, 重庆 400047)

摘要:【目的】从野外采集的紫色土机器视觉彩色图像往往具有复杂背景,需要研究从中分割提取紫色土区域图像,为紫色土视觉图像识别打下基础。【方法】首先,引入冈可夫斯基距离重新定义 SLIC 算法的颜色空间距离,实现 SLIC 算法改进,利用改进 SLIC 算法实现对紫色土彩色图像的超像素初分割;然后,重构基于 a 分量的度量 a_{new} 拉伸紫色土与背景差异,利用重构 a_{new} 定义超像素之间的相似度,并根据类间方差最大准则建立优化模型,优化超像素之间相似度的合并阈值,根据阈值从初分割图像中心超像素开始由内而外合并紫色土超像素;最后,提出填充算法来填充紫色土区域内部空洞,获得最终分割提取的紫色土区域图像。【结果】仿真实验图像结果显示:提出的算法从具有复杂背景的野外采集的紫色土机器视觉彩色图像中,分割提取紫色土区域图像是有效的;对不同阴影覆盖的视觉图像样本的分割提取也具有有效性;仿真实验定量分析的数据结果显示:提出的算法相对于用来对比的阈值分割算法、聚类分割算法、已有的改进 SLIC 算法在杰卡德系数评价指标上有一定程度的提高。【结论】提出的算法对从紫色土机器视觉彩色图像中完整分割提取紫色土区域图像,能实现自适应分割,算法是有效的。

关键词: 紫色土; 彩色图像分割; SLIC 算法

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1672-6693(2019)05-0106-11

在野外自然条件下,机器视觉获得的紫色土图像,难免包含种植的作物、地衣、苔藓、杂草等复杂背景,会干扰对紫色土的机器视觉识别。因此,从视觉图像中分割提取出紫色土区域图像,是进一步辨识紫色土土种,分析紫色土土壤学属性特征的基础工作。

为了有效分割提取视觉图像中紫色土区域图像,程蓉等人^[1]对紫色土区域彩色图像 H 颜色分量在 95% 和 97% 置信度点上做正态分布检验,根据该点的近似正态分布,确定 H 域分割阈值分割提取紫色土区域图像。并进一步利用混合广义高斯分布拟合紫色土视觉图像 H 颜色分量分布,确定 H 域分割阈值分割提取紫色土区域图像。然而程蓉等人^[1]仅通过点的正态分布检验就利用分布获取 H 域分割阈值的方法是比较牵强的,后来的混合广义高斯分布复杂背景下的紫色土彩色图像 H 颜色分量拟合效果也不理想,算法鲁棒性欠佳。

经阅读图像分割的相关文献和对视觉图像中紫色土区域深入研究,紫色土区域土粒有粒状特性,可用超像素方法分割。Mohammad 等人^[2]通过将图像分解为具有高边界召回率的超像素并使用基于边缘和区域的信息来概述肿瘤,从而实现 BUS 图像的自动和准确分割。高志军等人^[3]将图像表示为具有超像素或连接组件作为节点的一些加权图,通过基于图的 Dijkstra 方法或流形排序,使用梯度和空间距离线索对每个节点进行排序,有效克服斑点噪声,有机质地和血管伪影问题。结合紫色土视觉图像中紫色土区域图像特性和 SLIC (Simple linear iterative clustering) 算法^[4],拟改进 SLIC 超像素生成算法完成适应分割提取紫色土区域图像的初分割,进一步超像素合并和填充紫色土区域空洞,分割提取完整的紫色土区域图像。算法的框架如图 1 所示。

* 收稿日期:2018-11-05 修回日期:2019-03-26 网络出版时间:2019-09-26 11:24

资助项目:重庆市教育委员会科学技术研究计划项目(No. KJ1751484; No. KJ1500321); 重庆市研究生科研创新项目(No. CYS17185); 重庆市教育委员会科学技术研究重点项目(No. KJZD-K201900505)

第一作者简介:吴亚兰,女,研究方向为数字图像处理与机器学习, E-mail: 985417185@qq.com; 通信作者:曾绍华,男,教授,博士, E-mail: zsh_cqu@126.com

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20190926.1124.028.html>

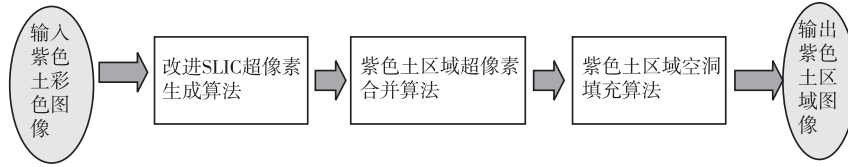


图 1 算法框架

Fig. 1 Algorithm frame diagram

1 改进 SLIC 超像素生成算法

1.1 改进 SLIC 算法思想

1.1.1 传统 SLIC 超像素生成算法 将 $M \times N$ 图像等分为 $l \times k$ 个 $m \times n$ 的小图像。其中, $m = \frac{M}{l}, n = \frac{N}{k}$ 。在每一个 $m \times n$ 的小图像中,用(1)式计算图像的中心点及 3×3 邻域像素点的梯度值:

$$\text{grad}(x, y) = \|\text{pixel}(x-1, y) - \text{pixel}(x+1, y)\|_2 + \|\text{pixel}(x, y-1) - \text{pixel}(x, y+1)\|_2 \quad (1)$$

其中, $\text{grad}(x, y)$ 为像素点 (x, y) 的梯度值, (x, y) 表示 $m \times n$ 的小图像的中心点及 3×3 邻域像素点的坐标位置。 $\|\cdot\|_2$ 为二范数, $\text{pixel}(x, y)$ 为像素点 (x, y) 的 lab 颜色三通道值。

选择每个小图像中心点及 3×3 邻域像素点的梯度值最小的像素点为种子点。用(2)式计算 $M \times N$ 图像中每个像素距以自身为中心的 $2m \times 2n$ 范围内每个种子点的距离。

$$d = \sqrt{\frac{d_c^2}{\eta} + \frac{d_s^2}{m \times n}}, \quad (2)$$

$$d_s^2 = (x - x_s)^2 + (y - y_s)^2, \quad (3)$$

$$d_c^2 = (l - l_s)^2 + (a - a_s)^2 + (b - b_s)^2, \quad (4)$$

其中, d_s 是像素点与种子点的空间距离, d_c 是像素点与种子点的 lab 颜色距离, (x, y, l, a, b) 和 $(x_s, y_s, l_s, a_s, b_s)$ 分别是由像素点与种子点的坐标位置及 lab 颜色三通道值组成的 5 维向量, η 为颜色距离与空间距离调节系数。

将像素点归结为距离最近种子点超像素。迭代直到种子点不再变化为止,并将孤立点和面积小于 $\frac{1}{2}m \times n$ 的超像素归类于距离最近的超像素。

1.1.2 改进 SLIC 算法思想 紫色土机器视觉图像分割提取的紫色土区域是连续的一块,在考虑空间分布的基础上,重点是图像颜色的分割。(3)式和(4)式显示,传统 SLIC 算法习惯采用欧氏距离对紫色土机器视觉图像分割,结果不准确的主要原因是欧氏距离描述的颜色相似度测度不能充分反映像素点之间的颜色差异。从图 2 可以看出,如果采用 $p < 1$ 的闵可夫斯基距离,实际上是在欧氏距离的基础上进行了非线性拉伸,使两个空间点存有差异较小分量,被拉伸也就较小,差异较小分量越多,被拉伸得越少,比欧氏距离包含更多局部相似信息。也就是说,两个空间点相似度越小,距离被拉伸得更远。因此,采用 $p < 1$ 的闵可夫斯基距离改进传统 SLIC 算法中颜色距离,同时进行像素空间、颜色距离的归一化,可提升紫色土机器视觉图像分割的分割效果。

(2)式分母中的 $m \times n$ 因子,近似于用像素点到种子点最大距离去归一化 d_s 。 δ 的选取也应具有归一化 d_c 的意义。因此,应用闵可夫斯基距离改造(2)式,得到:

$$d = \sqrt{\frac{d_c^2}{\eta} + \frac{d_s^2}{m \times n}}, \quad (5)$$

$$d_s^2 = (x - x_s)^2 + (y - y_s)^2, \quad (6)$$

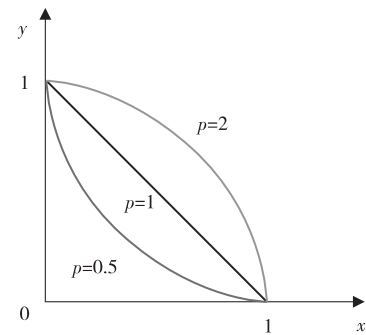


图 2 与原点的闵可夫斯基距离为 1 的坐标轨迹线

Fig. 1 The trace that the minkowski distance is 1 between a point and the coordinate origin

$$d_c = \sqrt[p]{(l-l_s)^p + (a-a_s)^p + (b-b_s)^p}, \quad (7)$$

其中, d_c 是像素点与种子点 lab 颜色的闵可夫斯基距离, p 为常数, 本文取 0.5。

判断初始分割超像素的连通性, 将每个在空间位置上不连通的超像素分割为若干个空间位置上连通的超像素, 得到经超像素分割的图像。

1.2 改进 SLIC 算法步骤

依据上述算法思想, 改进 SLIC 算法步骤如下:

算法 1

输入: 1) lab 颜色空间 $M \times N$ 图像 image, 每个像素点的值由它的坐标位置和 lab 颜色三通道值组成的 (x, y, l, a, b) 5 维向量表示;

2) 初始化 l, k ; 计算 $m = \frac{M}{l}, n = \frac{N}{k}$ (且能被整除); 设置 η 和 p ($p < 1$)。

输出: 1) 超像素链表 super_pixels_list;

2) 超像素分类标号的二维矩阵 B 。

过程: 步骤 1, 设置种子点链表 list_seeds, 置空;

Repeat{

步骤 2, 从图像左上角开始, 从左到右、自上而下依次不重叠取 $m \times n$ 的小图像, 用(1)式计算其中心点及 3×3 邻域像素点的梯度值, 将梯度值最小的像素点作为种子点, 添加种子点像素到链表 list_seeds;

}

Until(完成图像被不重叠 $m \times n$ 的小图像覆盖)

步骤 3, 设置二维零值矩阵 B 和二维矩阵 C , 置 C 中元素值为无穷大, 大小均为 $M \times N$;

Repeat{

Repeat{

步骤 4, 设置一个空链 pixels;

步骤 5, 依次从 list_seeds 中读取一个种子点 seed, 搜索以 seed 为中心 $2m \times 2n$ 范围内的像素点, 并添加 pixels;

步骤 6, 用(5)式计算 seed 距 pixels 中像素点的距离 d ; 如果 d 小于矩阵 C 中对应位置的值, 则用 d 替换 C 中对应位置的值, 并将 B 中对应位置的元素设置为 seed 在 list_seeds 中的位置标号;

}

Until(image 的像素被循环完)

步骤 7, 在矩阵 B 中搜索出具有相同标号的坐标位置, 根据坐标位置计算 image 中每个超像素的均值 $(\bar{x}, \bar{y}, \bar{l}, \bar{a}, \bar{b})$ (注意 $\bar{x}, \bar{y}$ 取整), 并以该均值替换 list_seed 中对应种子点的值;

}

Until(种子点不再变化或者达到最大迭代次数)

步骤 8, 置 super_pixels_list 为空; 遍历矩阵 B 中搜索出具有相同标号的超像素; 将每个不连通的超像素分割为若干个区域连通的超像素 super_pixels, 每个超像素 super_pixels 节点包含超像素中心点链表 super_pixel_cp_list 和超像素边界点链表 super_pixel_bp_list 及 next 域; 将超像素 super_pixels 添加到 super_pixels_list。

2 紫色土区域超像素合并与空洞填充

2.1 紫色土区域超像素合并算法思想

在机器视觉识别紫色土土种类型中, 为了实现自动分割提取, 规定: 土壤分布于视觉图像的中心区域, 并有一定的面积占比。铁锹锹出的紫色土自然端口图像是块片状的。因此, 用于识别的视觉图像的紫色土区域是视觉图像中心区域一个连续的区块, 可以视觉图像的中心超像素出发, 通过颜色相似的超像素合并, 分割提取出完

整的紫色土区域图像。

2.1.1 提升超像素颜色区分度的 a 分量变换 经对重庆市璧山区分布的 4 土属(暗紫泥、红棕紫泥、灰棕紫泥、黄棕紫泥)34 土种的 60 张视觉彩色图像的紫色土区域和背景进行颜色空间分析,发现它们在 lab 颜色空间仅在 a 分量上存在相对较明显的分布差异(如图 3a)。

为了提升紫色土与背景的区分度,对全图 a 分量以紫色土区域样本的 a 分量均值 μ_a 为中心进行拉伸,然后以紫色土区域样本最大 a 分量变换值为基准进行归一化处理:

$$a_{\text{new}} = e^{\frac{|a - \mu_a|}{\sigma_a}} / e^{\max \frac{|a_{\text{sample}} - \mu_a|}{\sigma_a}}, \quad (8)$$

其中, μ_a 和 σ_a 分别紫色土区域样本(在图像中心随机取 5 个 50×50 大小窗口,剔除均值最大和最小的窗口)在 lab 颜色空间 a 分量的均值和方差, a_{sample} 为紫色土区域的 a 分量样本值。

2.1.2 超像素颜色相似度定义 紫色土区域与背景在新度量 a_{new} 上具有更明显差异,定义超像素 x 和超像素 y 基于 a_{new} 的相似度:

$$S_{\text{sim}} = 1 - \frac{|u_x - u_y|}{|u_x| + |u_y|}, \quad (9)$$

其中, u_x 和 u_y 分别为超像素 x 和超像素 y 在 a_{new} 分量上的均值; S_{sim} 取值范围为 $[0, 1]$; S_{sim} 取值越接近 1, 超像素之间的相似度越大。

2.1.3 超像素合并阈值的自适应获取 以(9)式定义的 S_{sim} 为度量指标,存在超像素阈值 S_T 将超像素分为紫色土区域与背景两类,大于 S_T 的土壤超像素集合为 S_1 , 小于 S_T 的背景集合为 S_2 。构建 S_1 与 S_2 类间方差最大化^[5]优化模型:

$$\begin{cases} \max & \frac{w_1}{w} \times (u_1 - u)^2 + \frac{w_2}{w} \times (u_2 - u)^2, \\ \text{s. t.} & \min(S_{\text{sim}}) < S_T < \max(S_{\text{sim}}). \end{cases} \quad (10)$$

其中, $i=1, \dots, w$, w 为集合 S_{sim} 个数, w_1 为 S_1 的元素个数, w_2 为 S_2 的元素个数, u_1 为 S_1 的均值, u_2 为 S_2 的均值, u 为 S_{sim} 的均值。求解(10)式获取超像素合并阈值 S_T 。

2.2 超像素合并算法

根据 2.1 节的算法思想,利用重构 a_{new} 定义超像素的相似度,然后根据类间方差最大准则优化超像素自适应合并阈值 S_T ,从图像中心超像素开始由内而外合并相似度大于阈值 S_T 的超像素。具体算法步骤如下:

算法 2

输入:1) 超像素链表 super_pixels_list,

2) 超像素分类标号的二维矩阵 $\mathbf{B}$ (大小 $M \times N$)。

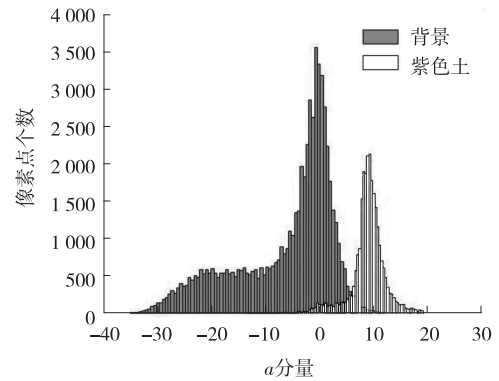
输出:1) 二值矩阵 $\mathbf{A}$;

2) 超像素空洞链表 super_pixels_holes_list。

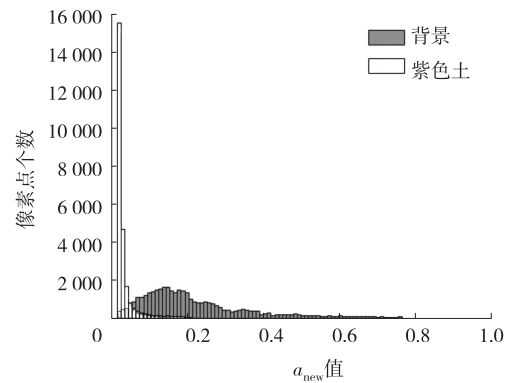
过程:步骤 1,取链表 super_pixels_list 中位于图像 image 中心位置的超像素及其邻域超



a 紫色土原图



b a 分量分布直方图



c a 分量变换结果(a_{new})分布直方图

注: a 分量变换后,紫色土区域的取值范围为 $[0.018\ 3, 4.371\ 3]$, 主要聚集在 $[0.018\ 3, 0.1]$ 范围内;背景区域的取值范围为 $[0.018\ 3, 1.480\ 4]$;图 3b 为截取 a_{new} 值在 $[0, 1]$ 范围的分布直方图。

图 3 紫色土区域和背景的 a 分量分析结果

Fig. 3 The analysis results on the a component of the purple soil region and background

像素作为紫色土超像素 sp_{mid} (当 sp_{mid} 面积较小时,可再加入 sp_{mid} 外圈超像素的邻域超像素);

步骤 2,根据(10)式求解合并阈值 S_T ;

步骤 3,初始化空栈 $stack$ 、空链表 $super_pixels_holes_list$ 和 $M \times N$ 的全 0 矩阵 A ;

步骤 4,将 sp_{mid} 内的超像素标号压入 $stack$;

步骤 5,遍历 sp_{mid} 内像素点 (i, j) ,将 A_{ij} 赋值为 1;

Repeat{

步骤 6,初始化空栈 sp_{adjoin} ;

步骤 7,从 $stack$ 出栈一个标号,从 $super_pixels_list$ 获取该标号的超像素作为当前超像素;

步骤 8,遍历当前超像素边界点链表 $super_pixel_bp_list$ 的每一个结点 $pixel$,在矩阵 B 中获取每一个 $pixel$ 四邻域的超像素标号,将不重复且不同于当前超像素标号的超像素标号压入 sp_{adjoin} 中;

Repeat{

步骤 9,依次遍历 sp_{adjoin} 的元素 $label$,根据(9)式计算标号为 $label$ 的超像素 sp_{label} 与紫色土超像素 sp_{mid} 的 S_{sim} 相似度;如果 $S_{sim} > S_T$,且 $A_{xy} = 0$ (这里 (x, y) 为 sp_{label} 内第一个像素点的坐标位置),则将 $label$ 压入 $stack$,将 sp_{label} 中的像素合并到 sp_{mid} ,并遍历 sp_{label} 内像素点 (x, y) ,将 $A_{x,y}$ 赋值为 1;反之,将 $label$ 加入 $super_pixels_holes_list$;

}

Until(sp_{adjoin} 为空)

}

Until($stack$ 为空)

2.3 空洞填充算法

由于土壤表面凹凸不平,拍摄角度、光照强度在紫色土区域图像会形成阴影,及受土壤杂质的影响,算法 2 合并紫色土超像素提取的紫色土区域图像可能含有空洞。由于空洞被土壤像素包围,通过搜索空洞像素进行填充,填充算法如下。

算法 3

输入:1) 二值矩阵 A ;

2) 超像素空洞链表 $super_pixels_holes_list$;

3) 超像素链表 $super_pixels_list$;

4) 带超像素分类标号的二维矩阵 B (大小 $M \times N$);

5) RGB 颜色空间 $M \times N$ 图像 I 。

输出:1) 图像 I 。

过程:步骤 1,初始化空栈 $stack1$;

Repeat{

步骤 2,依次遍历 $super_pixels_holes_list$ 中的一个结点 $label$,将 $label$ 压入 $stack1$;

步骤 3,初始化空栈 $stack2$;

Repeat{

步骤 4,初始化空栈 sp_{adjoin} ;

步骤 5,从堆栈 $stack1$ 出栈一个标号,从 $super_pixels_list$ 获取该标号的超像素作为当前超像素;

步骤 6,判断当前超像素是否是处于图像边界处:如果是,遍历 $stack2$ 内所有标号对应超像素的像素点 (x, y) ,将 A_{xy} 赋值为 0,跳出当前循环;反之,执行步骤 7;

步骤 7,遍历当前超像素内像素点 (i, j) ,将 A_{ij} 赋值为 1,并将当前超像素的标号压入 $stack2$;

步骤 8,遍历当前超像素边界点链表 $super_pixel_bp_list$ 的每一个结点 $pixel$,在矩阵 B 中获取每一个 $pixel$ 四邻域的超像素标号,将不重复且不同于当前超像素标号的超像素标号压入 sp_{adjoin} 中;

步骤 9,遍历 sp_{adjoin} 中所有标号对应的超像素,将满足其元素的坐标位置对应应在矩阵 A 中的元素值为 0 的超像素标号压入 $stack1$;

```

    }
    Until(stack1 为空)
}
Until(遍历完 super_pixels_holes_list)

```

步骤 10,将 RGB 颜色空间图像 I 与二值矩阵 A 进行哈达玛积,将结果保存在图像 I 中。

3 实验结果与分析

3.1 实验图像样本采集

根据重庆土壤分类与代码[DB50/T 796—2017]^[6],对璧山区分布的紫色土 4 土属(暗紫泥、红棕紫泥、灰棕紫泥、黄棕紫泥)34 土种,在野外自然环境下用土锹锹出耕层 0~20 cm 的紫色土,拍摄紫色土(心土)自然断口,使紫色土区域位于图像中心区域。

3.1.1 常规实验图像样本 选择图像背景区域无散落土锹锹出紫色土心土,紫色土区域无大块成片阴影区域的彩色图像 60 张,组成 20 组常规实验图像样本。图 4 为第 3 组常规实验图像样本。

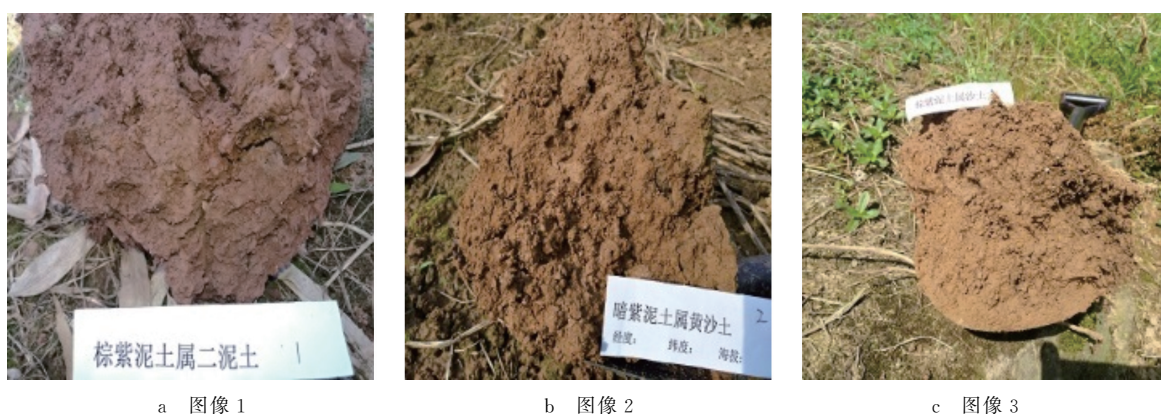


图 4 常规实验图像(第 3 组)

Fig. 4 No. 3 image set for the normal experiment

3.1.2 鲁棒性实验图像样本 选择图像紫色土区域有大块成片阴影区域,或者背景区域有散落土紫色土心土(或散落心土与紫色土区域粘连)的彩色图像 30 张,组成 10 组鲁棒性实验图像样本。图 5 为第 5 组鲁棒性实验图像样本。



图 5 鲁棒性实验图像(第 5 组)

Fig. 5 No. 5 image set for the robust experiment

3.2 仿真实验与结果分析

在 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2687W v2 @ 3.40GHz(2 CPU),内存 64 GB,显卡 NVIDIA Quadro K5000 的图形工作站,Windows 7 专业版,VC++ 2015 与 OpenCV 3.4 环境下完成:

实验 1:本文算法与阈值分割算法^[7]、核 FCM 聚类算法^[8]、改进 SLIC 算法^[9]合并本文后处理算法(紫色土区域超像素合并与空洞填充算法)对比的紫色土彩色图像分割仿真实验;

实验 2:本文算法 a 分量变换与不变换的紫色土彩色图像分割对比仿真实验;

实验 3:本文算法不同 η 值的紫色土彩色图像分割对比仿真实验。

实验 4:本文算法组合颜色和空间的距离测度与仅颜色距离测度或仅空间距离测度对紫色土彩色图像分割对比仿真实验。

3.2.1 实验 1 结果与分析 以手工分割出的紫色土区域图像为参照标准,采用杰卡德系数^[10-11]评定仿真实验分割精度。实验图像样本仿真实验的数据结果见表 1、表 2。

图 6 结果显示:阈值分割算法和聚类分割算法不能去除紫色土周围零散的表土和杂质,且对紫色土某些阴影部分过分割,形成紫色土内部空洞。与改进 SLIC 算法相比较,本文算法对紫色土区域边缘的错分割更少;如图 6c 和 6d 的鲁棒性实验样本图像 1,改进 SLIC 算法将紫色土右边粘连的大块表土错分为土壤。表 1、2 结果显示:本文算法对常规实验样本图像的平均分割精度更高,比阈值分割算法、聚类分割算法和改进 SLIC 算法分别提高了 24.94%,16.55%,0.58%。阈值分割算法时间花销较小,但对紫色土的分割不是有效的。相比改进 SLIC 算法,本文改进 SLIC 算法时间花销更少,后处理时间花销较大,是因为本文初分割改进 SLIC 算法将不连通的超像素划分多个连通的超像素,超像素总数增多,增加区域合并计算量。

本文算法对鲁棒性实验图像 1 的分割结果显示:本文算法对含大块阴影图像中紫色土区域图像的分割提取是有效的。本文算法对鲁棒性实验图像 2、3 的分割结果显示:如果有图像上离散心土与紫色土区域图像粘连,会被视为紫色土区域一体被分割和提取;如鲁棒性实验图像 3,周围存在大量散落紫色土,形成环状连通域这种极端的情形,本文算法会将整个区域视为紫色土区域,环状连通域内部的非紫色土区域会被视为紫色土区域中的杂质空洞被填充,分割提取的紫色土区域图像包含了背景信息,算法失效。

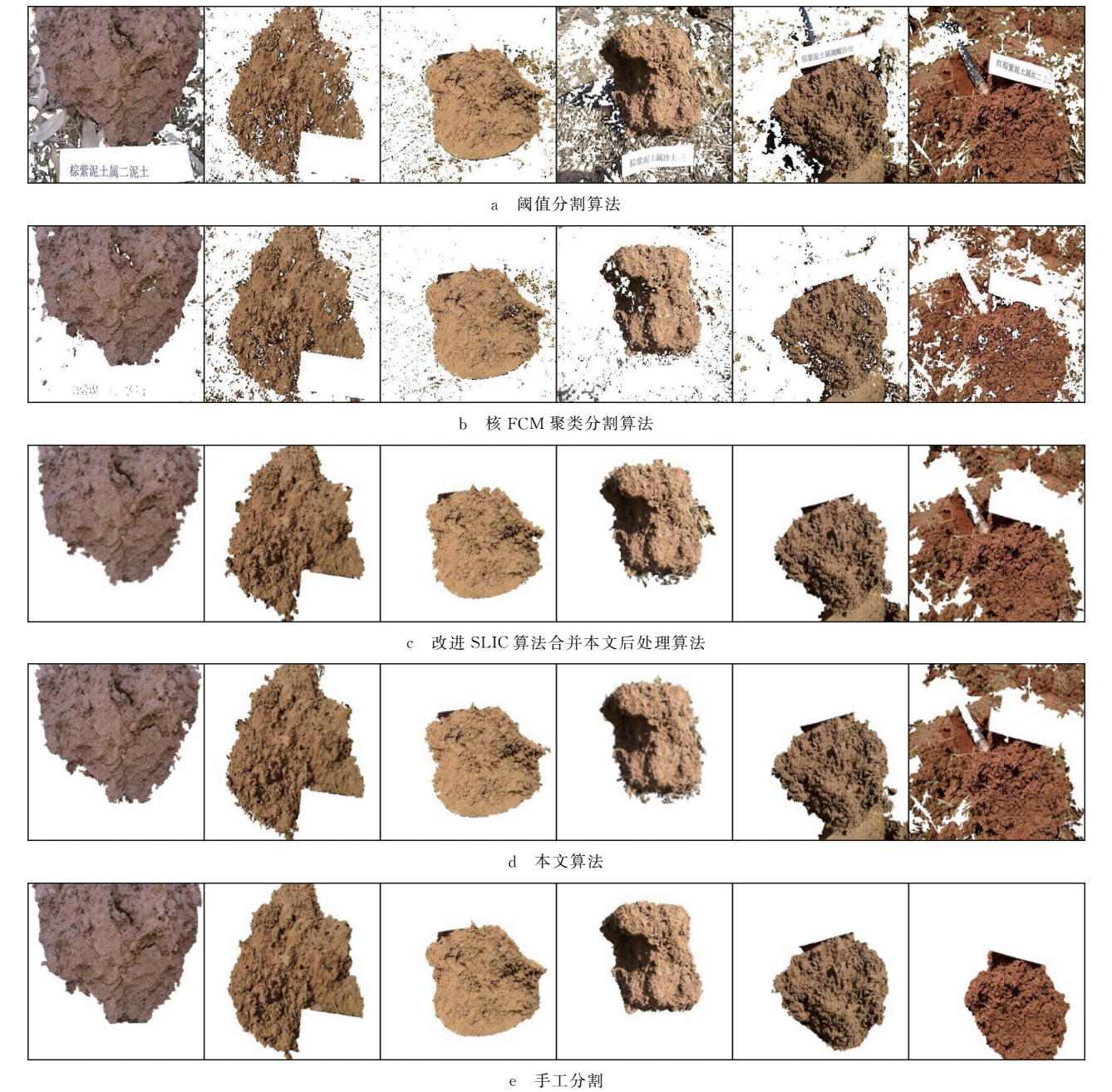
表 1 实验 1 图像分割精度
Tab.1 The segmentation accuracy of the experiment 1 %

算法	常规实验样本图像分割精度				鲁棒性实验样本图像分割精度			
	图像 1	图像 2	图像 3	均值	图像 1	图像 2	图像 3	均值
阈值分割算法	69.87	73.87	64.06	69.27	34.23	49.06	30.24	37.84
聚类分割算法	91.06	72.46	69.46	77.66	57.55	66.03	35.99	53.19
改进 SLIC 算法合并本文后处理算法	93.66	92.90	94.32	93.63	84.91	80.30	38.27	67.83
本文算法	94.80	93.28	94.55	94.21	87.57	80.28	36.70	68.18

注:杰卡德系数定义: $J(A_1,A_2)=|A_1\cap A_2|/|A_1\cup A_2|\times 100\%$,其中 A_2 为采用图像分割算法分割后得到的紫色土像素点集, A_1 为手工分割的紫色土区域的像素点集。

表 2 实验 1 时间花销
Tab.2 The computing time of the experiment 1 s

图像类型	图像 编号	阈值分 割算法	聚类分 割算法	改进 SLIC 算法合并本文后处理算法			本文算法		
				SLIC	区域合并	空洞填充	SLIC	区域合并	空洞填充
常规实验样本图像	图像 1	0.789	1.255	4.603	4.448	0.047	3.791	7.426	0.109
	图像 2	0.767	4.122	5.307	3.496	0.078	3.448	10.59	0.265
	图像 3	0.770	19.79	5.977	2.326	0.047	3.744	9.687	0.343
鲁棒性实验样本图像	图像 1	0.800	15.44	6.179	5.961	0.062	3.557	5.757	0.343
	图像 2	0.798	13.76	5.196	2.576	0.031	3.432	10.06	0.203
	图像 3	0.760	19.68	5.555	5.555	0.687	3.557	15.30	2.386
平均时间		0.781	12.34	5.470	4.060	0.159	3.588	9.803	0.608



注:1) 阈值算法和聚类算法均利用 a 分量值进行分割,聚类算法设置聚类数为 3 类;2) 改进 SLIC 算法和本文算法参数: $l=k=45, \eta=800, p=0.5$,SLIC 算法最大迭代次数为 15,下同。

图 6 实验 1 图像结果

Fig. 6 The image results of the experiment 1

3.2.2 实验 2 结果与分析 实验 2 的图像与数据结果分别见图 7、表 3。



注:1) 实验参数同实验结果为图 6 的实验参数;2) 本文算法 a 分量变换图像结果见图 5d。

图 7 本文算法仅 a 分量未变换图像结果

Fig. 7 The image results of this algorithm only the a component is not transformed

表 3 实验 2 图像分割精度

Tab. 3 The segmentation accuracy of the experiment 2

%

算法	常规实验样本图像分割精度				鲁棒性实验样本图像分割精度			
	图像 1	图像 2	图像 3	均值	图像 1	图像 2	图像 3	均值
本文算法仅 a 分量未变换	94.70	82.83	86.88	88.14	86.17	80.48	36.88	67.84
本文算法	94.80	93.28	94.55	94.21	87.57	80.28	36.70	68.18

图 7 与表 3 的数据结果显示:本文算法仅 a 分量未变换的情形下,不能去除位于紫色土区域边缘且与紫色土在 a 分量上接近的表土,造成欠分割。 a 分量变换后,欠分割现象得到较好的改善,常规实验样本图像平均分割精度提高了 6.07%,可知 a 分量变换对拉伸紫色土与背景之间在 a 值上的均值差异是有效的。

3.2.3 实验 3 结果与分析 本文算法不同 η 值对常规实验样本图像分割精度的影响通过图 8 显示,实验中 η 值取 1~40 倍 $m \times n$ 都可以获得 91% 分割精度,本文算法在常规实验图像样本中对 η 取值是鲁棒的。

3.2.4 实验 4 结果与分析 实验 4 的图像与数据结果分别见图 9、表 4。

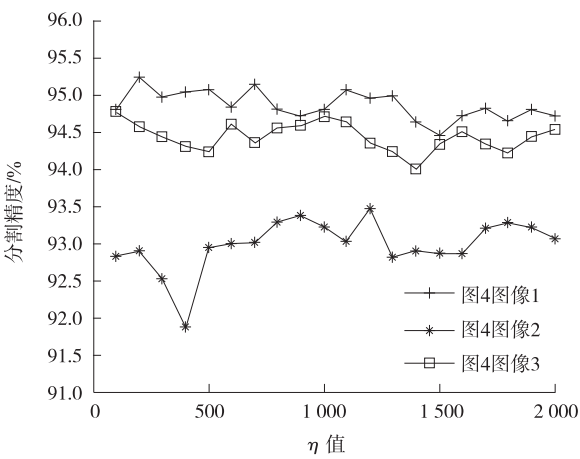
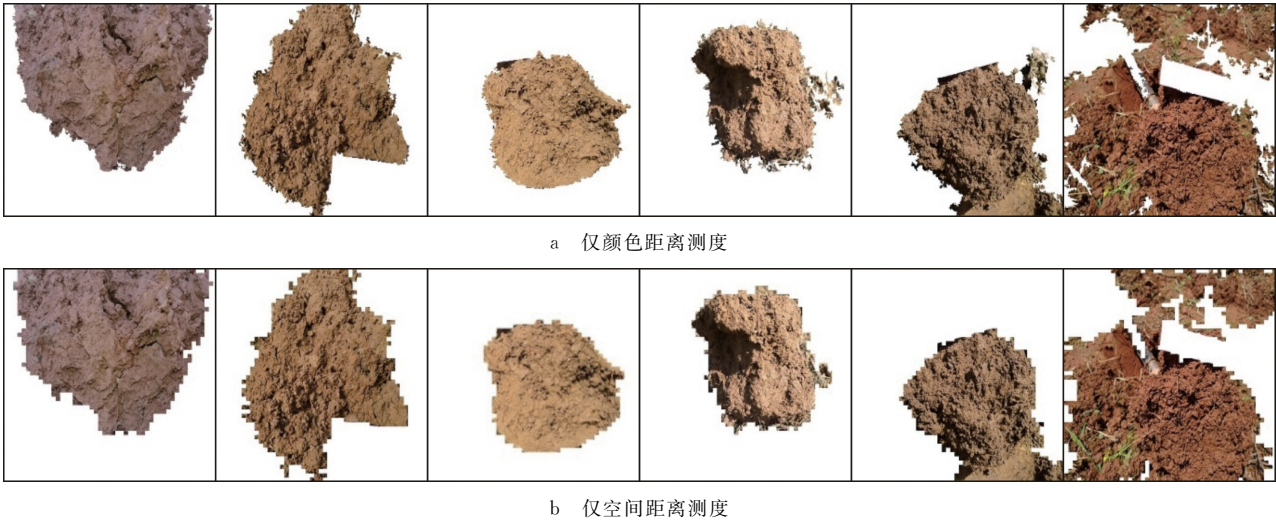


图 8 不同 η 值的分割精度

Fig. 8 The segmentation accuracy of the different η values



注:1) 实验参数同实验结果为图 6 的实验参数;2) 组合颜色和空间距离测度的图像结果见图 5d。

图 9 不同距离测度的分割精度

Fig. 9 The segmentation accuracy of the different distance measures

表 4 实验 4 图像分割精度

Tab. 4 The segmentation accuracy of the experiment 4

%

算法	常规实验样本图像分割精度				鲁棒性实验样本图像分割精度			
	图像 1	图像 2	图像 3	均值	图像 1	图像 2	图像 3	均值
仅颜色距离测度	93.05	91.62	92.82	92.50	85.45	78.3	36.27	66.67
仅空间距离测度	95.03	92.83	94.58	94.15	83.11	75.88	34.21	64.40
本文算法	94.80	93.28	94.55	94.21	87.57	80.28	36.70	68.18

图9与表4的结果显示:本文算法仅颜色距离测度的情形下,紫色土区域边缘粘连部分表土(如鲁棒性实验样本图像1);仅空间距离测度的情形下。紫色土区域边缘呈锯齿状,不能根据紫色土颜色进行有效分割。相比前两种情形,本文算法(组合颜色和空间距离测度)对紫色土边缘分割更准确,且分割精度更高。可知本文算法(组合颜色与空间距离测度)的分割效果优于仅颜色距离测度或仅空间距离测度的效果。

4 结论

引入 $p=0.5$ 闵可夫斯基距离,使紫色土图像中相似点的颜色距离被相对压缩变小,差异大的点颜色距离被相对拉伸变大,实现像素点颜色距离的非线性拉伸变换,提升超像素分割的颜色距离差异。然后,根据紫色土区域与背景紫色土图像的 a 分量具有较明显分布差异特性,以紫色土 a 分量均值为基准进行 a 分量的拉伸变换,对背景进行指数级拉伸;再用紫色土区域样本的最大拉伸值进行了归一化,重构基于 a 分量的度量 a_{new} ,实现紫色土区域超像素与背景超像素之间差异进一步提升,从而提升合并超像素提取紫色土区域图像精度。根据重构度量 a_{new} 定义的超像素相似度和类间方差最大化准则,建立优化模型,获取自适应超像素合并阈值。通过常规实验图像样本和鲁棒性实验图像样本的仿真实验,结果显示:

1) 本文算法相比阈值分割算法和聚类分割算法能有效去除背景区域的零散小土块和土壤内部的杂质空洞。相比文献[9]的改进SLIC算法,本文算法对紫色土边缘的错分割较小。本文算法对分割提取紫色土区域图像是有效的。

2) $p=0.5$ 闵可夫斯基距离引入,提升超像素初分割精度;重构基于 a 分量的度量 a_{new} ,提升超像素合并精度。实验结果显示闵可夫斯基距离引入和重构度量 a_{new} 对分割提取紫色土区域图像是有效的。

3) 鲁棒性实验结果显示:本文算法对含大块阴影图像中紫色土区域图像的分割提取是有效的。

4) 紫色土形成环状连通域,内部包含背景,本文算法会将背景视为土壤杂质空洞填充,分割提取紫色土区域图像失效。这是极端的情形,在实际应用中稍加注意即可避免。对这种极端情形,尚需进一步研究。

参考文献:

- [1] 程蓉. 基于H颜色分量分布的紫色土图像分割[D]. 重庆:重庆师范大学,2018.
CHENG R. The image segmentation of purple soil based on H color component distribution[D]. Chongqing:Chongqing Normal University,2018.
- [2] MOHAMMAD I D,AYMAN A A,FALAH A,et al. Automatic superpixelbased segmentation method for breast ultrasound images[J]. Expert Systems with Applications,2019,121:78-96.
- [3] GAO Z J,BU W,WU X Q,et al Automated layer segmentation of macular OCT images via Graph-Based SLIC Superpixels and Manifold Ranking Approach[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics,2017,55: 42-53.
- [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] OTSU N. Athreshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems,Man, and Cybernetics,1979,9(1):62-66.
- [6] 重庆市质量技术监督局. DB50/T 796-2017,重庆土壤分类与代码[S/OL]. (2017-09-01) [2019-03-26]. <https://www.docin.com/p-2097485454.html>.
Chongqing Municipal Bureau of Quality and Technical Supervision. DB50/T796-2017, classification and codes for Chongqing soil[S/OL]. (2017-09-01) [2019-03-26]. <https://www.docin.com/p-2097485454.html>.
- [7] 聂方彦,李建奇,屠添翼. 一种基于信息论距离的复杂图像分割方法[J]. 红外技术,2018,40(8):786-791.
- [8] NIE F Y,LI J Q,TU T Y. A method for complex image segmentation based on information-theoretic distance[J]. Infrared Technology,2018,40(8):786-791.
- [9] 陈书文,覃华,苏一丹. 最优正则化参数的核FCM聚类算法[J]. 小型微型计算机系统,2018,39(7):1537-1541.
- [10] CHEN S W,QIN H,SU Y D. Kernel FCM clustering algorithm based on optimal regularization parameters[J]. Journal of Chinese Computer Systems,2018,39(7):1537-1541.
- [11] 张亚亚,刘小伟,刘福太,等. 基于改进SLIC方法的彩色图像分割[J]. 计算机工程,2015,41(4):205-209.
- [12] ZHANG Y Y,LIU X W,LIU F T,et al. Color image segmentation based on improved SLIC method[J]. Computer Engineering,2015,41(4):205-209.
- [13] JACCARD P. The distribution of the flora in the alpine zone[J]. New Phytologist,1912,11(2):37-50.
- [14] GE F,WANG S,LIU T C. New benchmark for image segmentation evaluation[J]. Journal of Electronic Imaging,2007,16(3):033011.

Color Image Segmentation of Purple Soil Based on Improved SLIC

WU Yalan^{1,2}, ZENG Shaohua^{1,2}, ZENG Zhuohua³, LIU Ping⁴

(1. College of Computer and Information Science, Chongqing Normal University;

2. The Engineering & Technology Research Center of Digital Agriculture Service, Chongqing 401331;

3. The Master Station of Agricultural Technology Promotion, Chongqing 400121;

4. The Service Center of Agricultural Technology Promotion, Shapingba, Chongqing 400047, China)

Abstract: [Purposes]The purple soil region image are segmented and extracted from the purple soil color image photographed in the field with complex background. And it supplies a foundation for further identifying the purple soil color images based on machine vision methods. [Methods] Firstly, Minkowski distance is drawn into redefining the distance measurement and SLIC algorithm is improved by it. The purple soil color image is initially segmented into many super-pixels with the improved SLIC algorithm. Then, a new measure, based on the ‘a’ component of color space, is reconstructed to stretch the difference between purple soil and background. And the measure is used in the similarity definition of super-pixels. An optimization model is established to optimize the similarity threshold of merging adaptively super-pixels according to the Maximum Inter-class Variance Principle. Starting from the super-pixel in the center of the initial segmentation image, the neighbors of the center super-pixel, which the similarity between it and the center super-pixel is less than the threshold, are merged into the center super-pixel until the center super-pixel can’t be reconstructed. The purple soil area is segmented and the reconstructed center super-pixel is it. Finally, the holes inside the purple soil area are filled with the filling algorithm in this paper, and the purple soil region image is obtained. [Findings]The simulation experiments show that our algorithms are effective to segment and extract the purple soil region image from the purple soil color images that are collected in the field with complex background. And it is effective to segment and extract the purple soil area images from the image samples that are partly covered by shadow. The quantitative analysis of experimental data shows Jaccard index of our algorithms is higher compared with the threshold segmentation algorithm and the clustering segmentation algorithm and the existing improved SLIC algorithm that are cited in this paper. [Conclusions]Our algorithms can adaptively segment and extract the purple soil region image from the purple soil color image, and it is effective and robust.

Keywords: the purple soil; color image segmentation;SLIC algorithm

(责任编辑 许 甲)