

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.12.022

植株点云超体聚类分割方法

刘 慧 刘加林 沈 跃 潘成凯

(江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013)

摘要: 针对传统的超体聚类分割对植株存在过分割率高、实时性差的问题,提出一种融合显著性特征图的超体聚类分割方法。首先,采用 Kinect V2 实时获取目标植株的彩色图像和深度图像,将 RGB 彩色空间图像转换为 CIELab 彩色空间图像,计算每个像素的显著性特征值,获取彩色特征图,并融合亮度特征图和方向特征图构建显著性特征图;然后,将显著性特征图和深度图像同步对齐,获得显著性点云,八叉树网格初始化点云,并通过 Mean-Shift 算法获取满足概率密度阈值的网格点云,取最大概率密度点作为种子点,基于点对之间的欧氏距离和特征相似度作为区域生长相似性准则,生成超体素块;最后,通过 LCCP 算法对显著性点云进行聚类分割。实验结果表明,改进的显著性超体聚类分割方法可以大幅提高目标前景分割的准确性和快速性,有效克服背景噪声和离群点。

关键词: 三维点云; Kinect; 显著性特征图; 超体素; Nanoflann; 深度信息

中图分类号: TP391; S24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)12-0172-08

Segmentation Method of Supervoxel Clusterings and Salient Map

LIU Hui LIU Jialin SHEN Yue PAN Chengkai

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: The image segmentation of target plant plays an important role in the automation of plant target detection and variable spray. The application of a single two-dimensional feature to object orientation, tracing and other occasions cannot meet the requirements of modern agriculture. However, in the segmentation of the three dimensional characteristics of plants, the traditional supervoxel clustering segmentation has the problem of high segmentation rate and poor real-time performance of plant. To solve this problem, a super voxel segmentation method was proposed, which fused saliency maps. Firstly, the color and depth maps of target plant were acquired in real time by using Kinect V2, and the RGB (RGB color model) color space images were converted into CIELab (CIELab color model) color space images. The eigenvalues of each pixel were calculated, and then the color feature map was obtained. After obtaining three feature graphs, fusion color feature graph, luminance feature graph and direction feature graph were used to construct a significant feature graph, and then the saliency map and the depth map were synchronously aligned to obtain the significant point cloud. The octree grid was used to initialize point cloud, and the grid point cloud was obtained, which satisfied the probability density threshold through Mean-Shift algorithm, and taking the maximum probability density point as the seed point, based on the Euclidean distance between points and CIELab similarity criterion as regional growth, the super voxels were generated. Finally, the locally convex connected patches (LCCP) algorithm was used to cluster the salient point cloud. The experimental results showed that the improved supervoxels based on salient point cloud-locally convex connected patches (SSV-LCCP) algorithm method can greatly improve the accuracy and rapidity of the target foreground segmentation, and effectively overcome the background noise and outliers.

Key words: 3D point cloud; Kinect; salient map; supervoxel; Nanoflann; depth information

收稿日期: 2018-05-11 修回日期: 2018-07-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(51505195)、江苏省国际科技合作项目(BZ2017067)、江苏省重点研发计划项目(BE2018372)、江苏省自然科学基金项目(BK20181443)、镇江市重点研发计划项目(NY2018001)和江苏高校优势学科建设工程项目(PAPD)

作者简介: 刘慧(1980—),女,副教授,博士,主要从事农业电气化与自动化研究,E-mail: amity@ujs.edu.cn

通信作者: 沈跃(1978—),男,教授,博士,主要从事农业电气化与自动化研究,E-mail: shen@ujs.edu.cn

0 引言

近年来,随着农业自动化、信息化的发展,植株的三维体特征在检测分割中越来越重要,而三维点云模型也逐渐成为国内外研究机构的热点和重点^[1-2]。其中图像分割由二维的彩色信息、灰度信息、纹理特征等发展到三维空间的基于距离、密度、法线等离散点的模型,大大丰富了图像分割的内容和方法。Kinect V2 传感器利用飞行时间的主动光源技术将同步彩色图像和深度图像融合获得彩色点云,其优良的性能和实时性在农业自动化中有着广泛的应用^[3-9]。

在农业植株的靶标检测和变量喷雾的不断发展过程中^[10-12],目标物体的分割成为首要解决的问题。ITTI 等^[13]提出了自下而上的显著性模型,该模型在不同的尺度空间将图像分成低层次的属性,获取显著性特征图突出前景,但并不适用于三维空间的分割。ACHANTA 等^[14]提出的超像素分割方法,能形成紧凑且均匀的超像素块和较高的边界依附性,但会产生一定的过分割问题。PAPON 等^[15]提出,通过结合显著性特征图和超像素块,在高显著性区域获得更小的超像素块,在低显著性区域获得较大的超像素块,相对于传统超像素分割提高了一定的精度和快速性。文献^[16]提出基于凸性的区域生长来分割粘连物体,但分割耗时较长,对复杂场景的分割效果并不理想。

本文在前人研究基础上,应用 Kinect 二代传感器获得彩色图像和深度图像,基于显著性特征图和深度信息相融合的方法获取目标区域,最终得到目标物体。

1 实验材料和方法

1.1 Kinect 植株图像数据采集平台

实验地点选择室内,选择仿真绿色植株作为仿真对象。实验分两组(图 1),光照环境均为 100 lx,第 1 组目标为单植株实验,取植株高 1.8 m、冠层直径 1.4 m。第 2 组目标为多植株实验,取植株高度分别为 1.8 m 和 1.6 m,植株冠层直径分别为 1.4 m 和 1.2 m。使用 Kinect V2 传感器提供的 Kinect for Windows SDK^[17]结合 OpenCV 库和点云库(Point cloud library, PCL)^[18]获取彩色图像和深度图像。

1.2 植株显著性点云获取

1.2.1 CIELab 颜色空间

图像的颜色空间有很多种模型^[19-20]。其中 RGB 模型常用于图像采集和设备对色彩空间的显示,但相对于人类视觉感知的方式有很大的差异性。

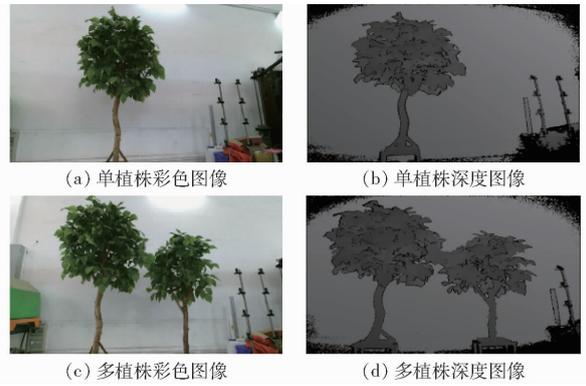


图 1 Kinect 植株彩色图像和深度图像

Fig. 1 Kinect-based color and depth images of plant

并且 R 、 G 、 B 3 个颜色通道之间有着很强的相关性,两颜色之间的色差并不利于对目标物体颜色相似度的划分,对显著性区域的分割有很强的干扰性。而 CIELab 是一种颜色相互独立的色彩空间,与设备无关,是基于生理特征的颜色系统,并且三颜色通道之间有着很好的独立性。CIELab 通过计算三维空间中两点的欧氏距离 ΔE 来表征两个颜色之间的视觉感知差别,能很好地用数字化的方法来描述人的视觉感应。计算公式为

$$\Delta E = \sqrt{(L_2 - L_1)^2 + (a_2 - a_1)^2 + (b_2 - b_1)^2} \quad (1)$$

式中 L_2, L_1 ——颜色空间的亮度

a_2, a_1 ——颜色空间从红色到深绿的对立维度

b_2, b_1 ——颜色空间从蓝色到黄色的对立维度

Kinect V2 传感器通过自带的 SDK 获取 RGB 图像。而 RGB 颜色空间不能直接转换为 CIELab 颜色空间,必须先将 RGB 颜色空间映射到 XYZ 坐标空间之后,再将其转换到 CIELab 颜色空间。RGB 颜色空间与 XYZ 坐标空间转换关系为

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.412\ 453 & 0.357\ 580 & 0.180\ 423 \\ 0.212\ 671 & 0.715\ 160 & 0.072\ 169 \\ 0.019\ 334 & 0.119\ 193 & 0.950\ 227 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 X, Y, Z ——图像坐标值

R, G, B ——图像颜色分量

XYZ 坐标空间转换为 CIELab 颜色空间的转换公式为

$$L = 116f(Y/Y_n) - 16 \quad (3)$$

$$a = 500[f(X/X_n) - f(Y/Y_n)] \quad (4)$$

$$b = 200[f(Y/Y_n) - f(Z/Z_n)] \quad (5)$$

其中 $f(t) = \begin{cases} \sqrt[3]{t} & (t > 0.042\ 8) \\ 14.083t + 0.138 & (t \leq 0.042\ 8) \end{cases} \quad (6)$

式中 X_n, Y_n, Z_n ——RGB 颜色空间到 XYZ 坐标空间转换矩阵系数,取值分别为 0.950 456、1.0、1.088 754

t ——坐标空间数值与坐标空间转换矩阵系数的比值

L 、 a 、 b ——CIELab 颜色空间分量

1.2.2 显著性特征图

基于 ITTI 等^[13] 提出的高斯金字塔模型,将图像分解为 9 层高斯金字塔,形成多尺度的图像。对多尺度图像分别进行亮度特征和方向特征的提取。同时将设备获取的 RGB 颜色空间图像转换为 CIELab 颜色空间图像后,对图像进行高斯低通滤波,然后求原图像与滤波图像的残差提取颜色特征。将 3 种特征值分别进行归一化处理,并通过高斯差分计算获得中心-周边围绕的金字塔模型,再进行多尺度融合后获得 3 幅分别基于亮度、方向、颜色的特征图。最后通过加权平均将 3 幅显著性特征图融合成一幅显著性特征图。

1.2.3 显著性点云

通过 Kinect V2 实时同步获取 RGB 彩色图像和深度图像。将获取的 RGB 彩色图像转换为显著性特征图,并利用 Kinect V2 自带的开发包计算相机参数,将获取的深度图像和显著性特征图同步对齐,结合点云库生成显著性点云图像。并可视化显著性点云图,用强度表示点云图中的显著性特征值,显著性点云图中亮度越大的区域,代表越感兴趣的区域,称为前景目标。

1.3 改进的 SSV-LCCP 算法

1.3.1 Mean-Shift 算法

Mean-Shift 算法^[21-23] 又称均值漂移算法。其特点就是把支撑空间和特征空间在数据密度的框架下综合起来。对图像来讲,支撑空间就是像素的坐标点,特征空间就是显著性特征值,2 个空间结合后的数据点就是一个 4 维向量 (x, y, z, f) 。在该框架下不断进行迭代计算,获得的向量必定收敛于数据局部密度最大的点。其中最大密度点为:在给定的三维空间中的 n 个样本点中,随机选取 $i = 1, 2, \dots, n$ 中任意一点 k ,距离该点 r 的球形空间中,距离最近、显著性特征值最相似的点。其密度估计值为

$$M = \frac{\alpha}{d} \quad (7)$$

$$\text{其中 } d = \sqrt{D_{dist}^2 + \omega F^2} \quad (8)$$

$$F = f_1 - f_2 \quad (9)$$

$$D_{dist} = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2} \quad (10)$$

式中 D_{dist} ——两点间欧氏距离

F ——两点间显著性特征差值

d ——空间显著性特征距离

ω ——权重比 M ——密度估计值

α ——常量

f_1 、 f_2 ——对应点显著性特征值

1.3.2 超体聚类 and LCCP 算法

超体聚类^[24-25] 是一种自下而上的图像分割方法。首先以八叉树对点云进行划分,获得不同点团之间的邻接关系。然后对这些点团基于颜色、法线和空间距离作为相似性法则进行区域生长,获得超体素块。

局部凸包连接 (Locally convex connected patches, LCCP) 算法^[26] 是基于局部凹凸性的聚类算法。该方法不依赖于点云的颜色,只利用了空间信息和法线信息。通过计算邻接体素块中心的法向量夹角来判断凹凸性,并将凹凸性作为相似性法则进行基于凸边的区域生长。假设有两相邻体素块,其质心分别为 $p_i(x_i, y_i, z_i)$ 和 $p_j(x_j, y_j, z_j)$,计算两质心之间的单位向量 q 与两法向量的夹角 β_i 和 β_j ,如果 β_i 小于 β_j 则为凸,否则为凹。如图 2 所示。

$$q = \frac{p_i - p_j}{|p_i - p_j|} \quad (11)$$

$$\cos \beta_i = \frac{qn_i}{|q||n_i|} \quad (12)$$

$$\cos \beta_j = \frac{qn_j}{|q||n_j|} \quad (13)$$

式中 p_i 、 p_j ——两体素块质心

n_i 、 n_j ——法向量

β_j 、 β_i ——单位向量与法向量的夹角

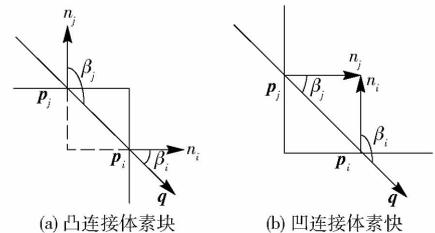


图 2 体素块连接凹凸性判断

Fig. 2 Determination of concavity and convexity of voxel block connection

基于凹凸性的分割算法在针对树冠和树干以及一些粘连性物体分割具有显著的效果。对比基于颜色特征和密度特征的分割,局部凹凸性能快速准确地区分同一植株的不同形状、不同分布的组织器官。但同时也会陷入局部最优,产生明显的过分割现象,造成大量的计算浪费。本文加入的显著性点云,在突出背景和前景的同时,加强了超体聚类过程中同一组织的相似度。因此加入了显著性点云的 LCCP 算法能够在避免过分割的情况下高效地分割出植株粘连的不同组织部分。图 3b 中在稠密的树叶部分,显著性点云弱化了树叶之间的边缘信息,用高亮的像素值代替了原点云的纹理信息,增加了同类物体

组织的相似度,将树冠和树干这一具有明显凹凸性特征的不同组织分割出来。而图 3a,虽然也对树干和树冠进行了聚类分割,但树冠部分出现了明显的过分割现象,大大增加了进一步提取树冠实现变量喷雾的难度。

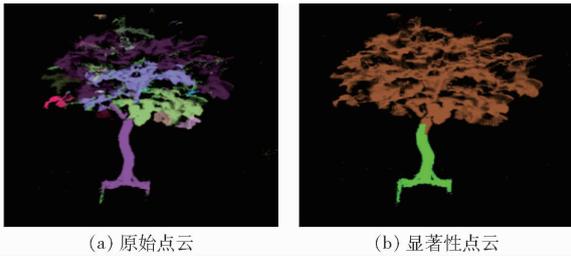


图 3 植株点云粘连组织分割

Fig. 3 Plant point-cloud adhesion tissue segmentation

1.3.3 Nanoflann 算法

Nanoflann 算法^[27]是从内存和编译的角度来对近邻搜索进行优化。其次它还可以在近邻搜索前直接定义目标点云的最小包围盒,避免了近邻搜索中的重复计算,对不同类型的数据兼容性更高,适用性更广泛。本文在超体聚类搜索近邻点生成超体素块的过程中,针对 Nanoflann 算法加速的 SSV 超体聚类和基于 Flann 近邻搜索算法的 SLIC 聚类进行了快速性对比。通过对同一目标物体进行不同分辨率的下采样稀疏,获得不同点云数量的目标物体,然后进行对比分析,结果如图 4 所示。同一物体在不同稀疏度即不同点云数量的情况下,Nanoflann 加速算法下的超体聚类相比与传统 Flann 近邻搜索的 SLIC 聚类,快速性得到了很大的提升。

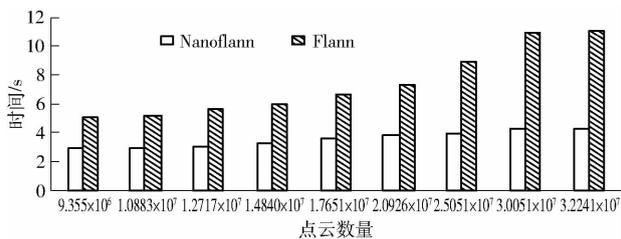


图 4 Nanoflann 和 Flann 算法快速性对比

Fig. 4 Comparison of fastness between Nanoflann and Flann algorithms

1.3.4 SSV - LCCP 算法流程

本文提出的显著性植株点云超体聚类分割 (Supervoxels based on salient point cloud-locally convex connected patches, SSV - LCCP) 算法步骤如下:

(1) Kinect V2 获取彩色图像后,将图像 RGB 颜色空间转换为 CIE Lab 颜色空间,并计算显著性特征值,构建颜色特征图。同时根据 Itti 算法获得亮度、方向特征图,通过加权平均融合这 3 幅特征图,构建多尺度下的显著性特征图。

(2) 同步对齐显著性特征图和深度图像^[21],融

合获取显著性点云。

(3) 八叉树^[28-29]初始化点云,构建种子点云的 K - D 树^[30]搜索方法。利用 Nanoflann 算法加速近邻搜索,并基于 Mean - Shift 算法,找出八叉树网格中满足阈值条件的局部密度最大点作为种子点。

(4) 通过式 (8) 中获得的空间显著性特征距离 d 作为阈值,搜索种子近邻点,并对种子点进行最大递归深度的区域生长。当迭代次数 m 大于最大递归深度时,迭代终止,获得显著性超体素。其中最大递归深度由八叉树的分辨率和种子点分辨率计算得到,其计算公式为

$$M_{depth} = \frac{\delta \bar{M}}{R} \quad (14)$$

式中 M_{depth} —— 最大递归深度

\bar{M} —— 种子点密度均值

R —— 八叉树分辨率

δ —— 比例系数

(5) 将各超体素块重心作为顶点,各重心之间特征距离为边,构建邻接图。判断各体素块的凹凸性,并基于凸性的生长准则对超体素块进行 LCCP 再次聚类。

SSV - LCCP 算法程序流程图如图 5 所示。

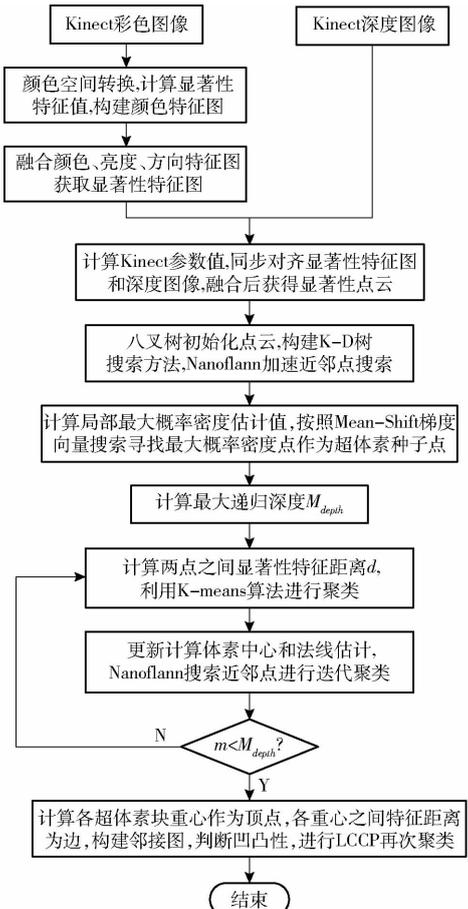


图 5 SSV - LCCP 点云分割算法流程图

Fig. 5 Flow chart of SSV - LCCP point cloud segmentation

1.4 SSV - LCCP 算法应用

经过实践证明,本文算法可以具体应用于对目标植株的变量喷雾。本文通过 Kinect V2 对具体目标植株进行点云分割提取后获得单一树冠的点云目标^[31],并根据提取的树冠具体目标控制长杆喷头电磁阀开关,对目标物体进行变量喷雾。如图 6 所示,图 6a 为实验小车平台,搭载了可控的带电磁阀喷头、用于检测目标植株喷雾区域的 Kinect V2 传感器、控制系统、药箱、驱动轮、喷杆。图 6b 为实验全景图。图 6c 为提取的树冠部分,为变量喷雾的主体目标,其余部分不进行喷雾。图 6d 为喷雾实验现场图,只有顶部正对树冠部分有水喷出,底部两个正对树干部分喷雾电磁阀喷头关闭。

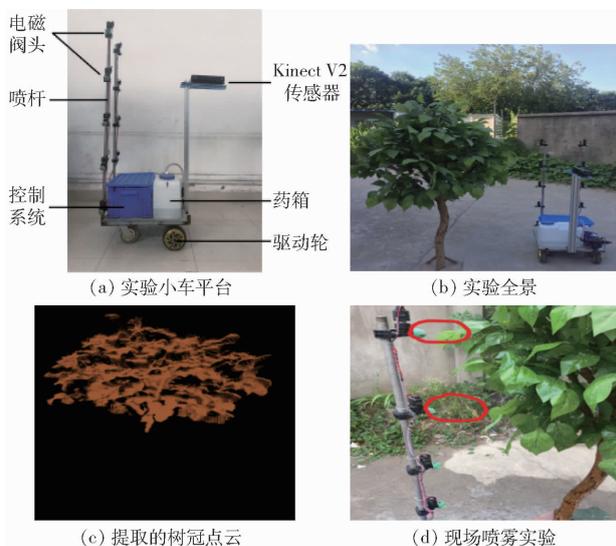


图 6 目标植株的变量喷雾实验

Fig.6 Variable spray experiment of target plant

2 实验与结果分析

2.1 点云获取与处理

Kinect V2 相机获取同步彩色图像并转换为显著性特征图。由图 7 可以看出,显著性特征图高亮区域突显了前景目标,简化了复杂场景。



图 7 植株显著性特征图

Fig.7 Salient pictures of plant

对显著性特征图和深度图像进行同步对齐融合,获得显著性点云。由图 8 可以看出,显著性点云颜色越亮的区域显著性特征值越大,被识别出的优先级越高。对该区域进行下一步超体聚类时也能更好地保护目标区域的边界属性。



图 8 植株点云图

Fig.8 Point clouds of plant

对获取的显著性点云进行超体聚类。由图 9 可以看出,原始点云的超体素块(图中多边形区域)杂乱没有规则,而显著性点云的超体素块更加趋于正方体(图中更加趋近于正方形区域)。由此可看出显著性点云超体素相较于原始点云在相同的体素分辨率下拥有更加规则的体素块和更好的边界性。

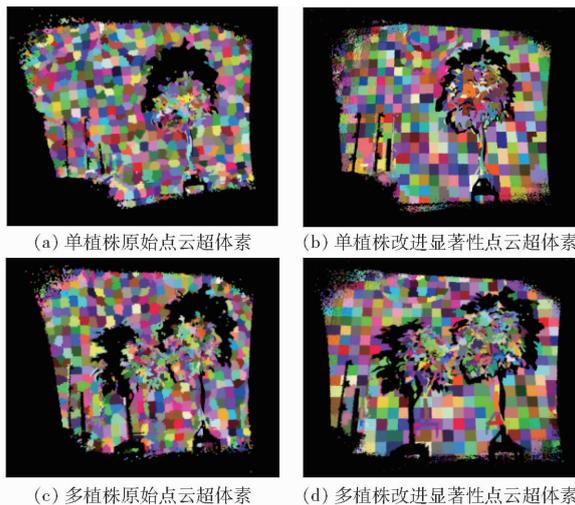


图 9 植株超体聚类图

Fig.9 Supervoxel clusters segmentation of plant

经过超体聚类后,对超体素块进行再次 LCCP 聚类,获得最终的聚类图像。图 10a、10c 所示为传统基于凸性的超体聚类(Simple linear iterative cluster- locally convex connected patches, SLIC - LCCP)的结果,图 10b、10d 为本文 SSV - LCCP 聚类效果。其中图 10a 相对于图 10b 单植株生成的树冠部分产生了多处过分割,图 10c 相对于图 10d 多植株部分的树冠与背景墙和多植株树冠部分均产生了一定的过分割。因此本文算法在显著性区域边界部分有更好的收敛性,分割效果更好。

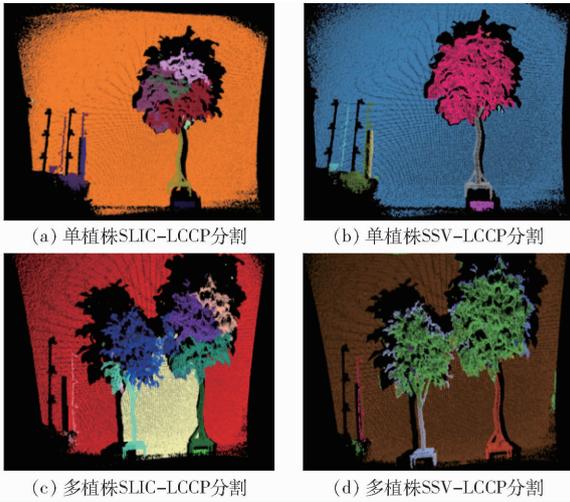


图 10 植株 LCCP 聚类图

Fig. 10 LCCP clusters segmentation of plant

2.2 点云分割误差分析

2.2.1 边界召回率

边界召回率在图像中用来评价图像边界分割的准确度。本文通过计算 $(2g + 1)^2$ 范围内目标物体超体素的获得边界占真实目标物体的获得边界百分比来衡量超体素聚类的边界召回率,其中 $g = 0.0025h$ (h 为体素块主对角线长度)。其计算公式为

$$R_{EC}(G, S) = \frac{T_p(G, S)}{T_p(G, S) + F_N(G, S)} \times 100\% \quad (15)$$

式中 T_p ——标记正确的边界

F_N ——标记错误的边界

G ——超体素中标记的边界

S ——超体素 R_{EC} ——召回率

其中召回率越高,代表点云超体素边界分割效果越好。

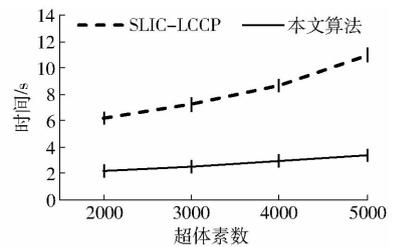
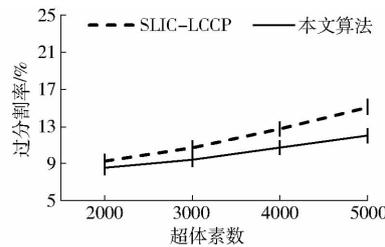
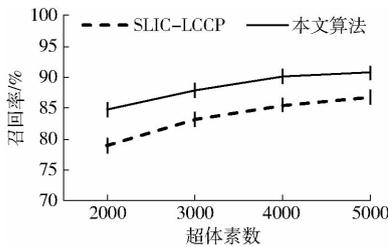


图 11 点云误差分析图

Fig. 11 Point cloud analysis diagrams

表 1 传统 SLIC-LCCP 算法和本文算法对比

Tab. 1 Comparison of traditional method based on SLIC-LCCP algorithm and SSV-LCCP algorithm

试验组	算法	试验次数	体素数	召回率/%	过分割率/%	时间/s	试验组	算法	试验次数	体素数	召回率/%	过分割率/%	时间/s
单植株	传统算法 (SLIC-LCCP)	50	2 000	78.9	9.3	6.23	多植株	传统算法 (SLIC-LCCP)	50	2 000	76.3	8.9	6.07
			3 000	83.1	10.7	7.23				3 000	82.5	10.5	7.28
			4 000	85.5	12.7	8.65				4 000	86.1	12.4	8.49
			5 000	86.7	15.1	10.97				5 000	87.0	15.0	10.93
			2 000	84.7	8.5	2.25				2 000	85.1	8.7	2.31
单植株	本文算法	50	3 000	87.8	9.4	2.57	多植株	本文算法	50	3 000	88.3	9.7	2.63
			4 000	90.1	10.7	2.94				4 000	90.9	10.6	2.92
			5 000	90.7	12.0	3.43				5 000	91.2	11.9	3.47

2.2.2 过分割率

过分割率评价了属于同一物体的超体素中误分割的体素块占总分割体素块的百分比。其计算公式为

$$O_s(V, S) = \frac{O_v(V, S)}{O_v(V, S) + O_r(V, S)} \times 100\% \quad (16)$$

式中 O_v ——误分割的体素数

O_r ——理论上正确分割的体素数

O_s ——过分割率

V ——超体素中标记分割的体素

其中过分割率越低则目标物体的分割效果越好。

通过传统的超体聚类算法和 SSV-LCCP 聚类算法计算同一点云不同分辨率的边界召回率和过分割率来定量分析分割效果。从图 11 可以看出,同一目标物体在不同分割精度下(像素块数越多分辨率越高),SSV-LCCP 超体聚类的召回率和过分割率都要优于传统的 SLIC-LCCP 算法。其中本文算法召回率高出传统算法 4%~5%,过分割率低于传统算法 1%~3%,时间上传统算法在 5 000 个超体素块时耗时 10.97 s,本文算法经过加速优化后降低至 3.43 s。因此,本文改进算法,在边界召回率和过分割率上具有明显的优势,分割时间也相对较短。

为了验证本文算法的稳定性,对仿真植株每间隔 30° 获取一次点云图像,进行多次实验取误差平均值。表 1 为本文算法与 SLIC-LCCP 算法的误差对比分析表。由表 1 可见,在不同数量级的体素块分割聚类过程中,其召回率、过分割率和效率都得到显著改善。

3 结论

(1)提出了基于显著性的超体素聚类分割算法。通过构建显著性特征图、融合深度信息构建显著性点云,提取明确的前景目标,大幅提高了分割效率和分割的准确性。

(2)在获取显著性点云后,在对目标植株进行超体素聚类的过程中,基于 Mean - Shift 算法获取显著性区域优质种子点,能大幅减少稀疏区域的体素块,增加显著性区域的体素块。并且基于显著

性点云的超体素块形状更加规则,具有更好的边界性,大幅提高了前景目标的边界召回率,降低了过分割率。

(3)在获取超体素块后,利用基于凸包的区域生长方法,能够很好地分割粘连物体,将树干和树冠从背景中分割出来的同时加以区分,分别用不同的颜色表示,方便后期变量喷雾的目标提取。

(4)利用 Nanoflann 算法对程序中近邻搜索进行优化加速,大幅提高了分割效率,其快速性也得到了显著提高。

参 考 文 献

- 1 袁晓敏,赵春江,温维亮,等. 番茄植株三维形态精确重构研究[J/OL]. 农业机械学报,2012,43(12):204-210. http://www.j-csam.org/j-csam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20121237&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.12.037.
YUAN Xiaomin, ZHAO Chunjiang, WEN Weiliang, et al. Detailed modeling of 3-D configuration of tomato plant[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012,43(12):204-210. (in Chinese)
- 2 刘刚,司永胜,冯娟. 农林作物三维重建方法研究进展[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(6):39-46. http://www.j-csam.org/j-csam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20140607&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.06.007.
LIU Gang, SI Yongsheng, FENG Juan. 3D reconstruction of agriculture and forestry crops[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(6):39-46. (in Chinese)
- 3 方慧,胡令潮,何任涛,等. 植物三维信息采集方法研究[J]. 农业工程学报,2012,28(3):142-147.
FANG Hui, HU Lingchao, HE Rentao, et al. Research on plant 3-D information acquisition method[J]. Transactions of the CSAE, 2012,28(3):142-147. (in Chinese)
- 4 李长勇,曹其新. 基于深度图像的蔬果形状特征提取[J/OL]. 农业机械学报,2012,43(增刊):242-245. http://www.j-csam.org/j-csam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2012s50&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.S0.050.
LI Changyong, CAO Qixin. Extraction method of shape feature for vegetables based on depth image[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012,43(Supp.):242-245. (in Chinese)
- 5 KHOSHELHAM K, ELBERINK S O. Accuracy and resolution of Kinect depth data for indoor mapping application[J]. Sensors, 2012,12(2):1437-1454.
- 6 权龙哲,李成林,冯正阳,等. 体感操控多臂温室机器人作业决策规划算法研究[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(3):14-23. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170302&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.002.
QUAN Longzhe, LI Chenglin, FENG Zhengyang, et al. Algorithm of works' decision for three arms robot in greenhouse based on control with motion sensing technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(3):14-23. (in Chinese)
- 7 郑立华,麦春燕,廖巍,等. 基于 Kinect 相机的苹果树三维点云配准[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(5):9-14. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160502&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.05.002.
ZHENG Lihua, MAI Chunyan, LIAO Wei. 3D point cloud registration for apple tree based on Kinect[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(5):9-14. (in Chinese)
- 8 AZZARI G, GOULDEN M L, RUSU R B. Rapid characterization of vegetation structure with a Microsoft Kinect sensor[J]. Sensor, 2013,13:2384-2398.
- 9 沈跃,朱嘉慧,刘慧,等. 基于深度和彩色双信息特征源的 Kinect 植物图像拼接[J]. 农业工程学报,2018,34(5):176-182.
SHEN Yue, ZHU Jiahui, LIU Hui, et al. Image mosaic based on depth and color dual information feature source from Kinect[J]. Transactions of the CSAE, 2018,34(5):176-182. (in Chinese)
- 10 邱白晶,闫润,马靖,等. 变量喷雾技术研究进展分析[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(3):59-72. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150309&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.03.009.
QIU Baijing, YAN Run, MA Jing, et al. Research progress analysis of variable rate sprayer technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(3):59-72. (in Chinese)
- 11 蒋焕煜,周鸣川,李华融,等. PWM 变量喷雾系统动态雾滴分布均匀性实验[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(3):73-77. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150310&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.03.010.

- JIANG Huanyu, ZHOU Mingchuan, LI Huarong, et al. Research of dynamic droplet distribution uniformity for PWM variable spray system[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(3):73-77. (in Chinese)
- 12 魏新华,于达志,白敬,等. 脉宽调制间歇喷雾变量喷施系统的静态雾量分布特性[J]. 农业工程学报,2013,29(5):19-24. WEI Xinhua, YU Dazhi, BAI Jing, et al. Static spray deposition distribution characteristics of PWM-based intermittently spraying system[J]. Transactions of the CSAE, 2013,29(5):19-24. (in Chinese)
- 13 ITTI L, KOCH C, NIEBUR E, et al. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(11):1254-1259.
- 14 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.
- 15 PAPON J, ABRAMOV A, SCHOELER M, et al. Voxel cloud connectivity segmentation-supervoxels for point clouds[C]// Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013 IEEE Conference, 2013.
- 16 FRINTROP S, WERNER T, GARCIA G M. Traditional saliency reloaded: a good old model in new shape[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2015:82-90.
- 17 STEIN S C, WORGOTTER F, SCHOELER M, et al. Convexity based object partitioning for robot applications[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2014:3213-3220.
- 18 RUSU R B, COUSINS S. 3D is here: point cloud library (PCL) [C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA), Shanghai, China, 2011.
- 19 孟章荣. 各种颜色模型选用需求分析[J]. 中国图象图形学报, 1996,1(3):238-241. MENG Zhangrong. The Requirement analysis on selections among various color models[J]. Journal of Image & Graphics, 1996, 1(3):238-241. (in Chinese)
- 20 毕敏娜,张铁民,庄晓霖,等. 基于色差信息多色彩模型的黄羽鸡快速分割方法[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(12):293-308. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20161236&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.12.036. BI Minna, ZHANG Tiemin, ZHUANG Xiaolin, et al. Fast segmentation method of yellow feather chicken based on difference of color information in different color models[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(12):293-308. (in Chinese)
- 21 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.
- 22 TA T A, CAO T H, NGUYEN T V. The Hybrid approach of image segmentation using Mean-Shift and saliency maps[C]// Fourth International Conference on Knowledge and Systems Engineering. IEEE Computer Society, 2012:11-17.
- 23 SUN Z L, ZOU Z R, AI-QIN W U. An improved Mean-Shift algorithm used for point cloud data filtering[J]. Engineering of Surveying & Mapping, 2011, 20(5):57-59.
- 24 SONG S, LEE H, JO S. Boundary-enhanced supervoxel segmentation for sparse outdoor LiDAR data[J]. Electronics Letters, 2014, 50(25):1917-1919.
- 25 GAO G, LAURI M, ZHANG J, et al. Saliency-guided adaptive seeding for supervoxel segmentation[C]// 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Vancouver: IEEE,2017.
- 26 STEIN S C, SCHOELER M, PAPON J, et al. Object partitioning using local convexity[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2014:304-311.
- 27 沈跃,潘成凯,刘慧,等. 基于改进 SIFF-ICP 算法的 Kinect 植株点云配准方法[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(12):183-189. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=201712021&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.12.021. SHEN Yue, PAN Chengkai, LIU Hui, et al. Method of plant point cloud registration based on Kinect of improved SIFT-ICP[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12):183-189. (in Chinese)
- 28 张会霞. 基于八叉树的点云数据的组织与可视化[J]. 太原师范学院学报(自然科学版),2011(3):128-132. ZHANG Huixia. The organization and visualization of point cloud data based on the octree[J]. Journal of Taiyuan Normal University(Natural Science Edition), 2011(3):128-132. (in Chinese)
- 29 LI A, CREBBIN G. Octree encoding of objects from range images[J]. Pattern Recognition, 1994,27(5):727-739.
- 30 CHANZY P, DEVROYE L, ZAMORA-CURA C. Analysis of range search for random K-D trees[J]. Acta Informatica, 2001, 37(4-5):355-383.
- 31 张凝,张晓丽,叶粟. 基于改进爬峰法高分辨率遥感影像分割的树冠提取[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(12):294-300. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20141242&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.12.042. ZHANG Ning, ZHANG Xiaoli, YE Li. Tree crown extraction based on segmentation of high-resolution remote sensing image improved peak-climbing algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(12):294-300. (in Chinese)