doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.024

基于多特征融合的树干快速分割算法

刘　慧　朱晟辉　沈　跃　汤金华
(江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013)

摘要: 针对传统的树干分割算法存在分割精度低、实时性差的问题,提出了一种融合深度特征和纹理特征的树干快速分割算法。首先,通过 Realsense 深度摄像头采集树干彩色图像和深度图像;随后,采用超像素算法对彩色图像进行分割,并融合深度和纹理相近的相邻超像素块,最后对深度图像进行宽度检测,并对宽度在阈值范围内的物体所属的超像素块进行色调匹配,区分树干与非树干。在室内和室外植株实验中分别运用本文算法、GrabCut 算法与 K-均值算法进行树干分割,本文算法的平均召回率和平均准确率分别为 87.6% 和 95.0%,GrabCut 算法分别为 78.0% 和 92.8%,K-均值算法分别为 80.2% 和 89.1%;本文算法平均耗时为 0.20 s,GrabCut 算法为 0.66 s,K-均值算法为 4.42 s。实验结果表明,本文算法的快速分割效果较好,在保证分割精度的同时,简化了识别过程,加快了分割速度,能够应用于室内和室外树干的分割。

关键词: 树干识别; 图像分割; 深度特征; 纹理特征; 简单线性迭代聚类算法
中图分类号: TP391.4; S24　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2020)01-0221-09　　**OSID**:

Fast Segmentation Algorithm of Tree Trunks Based on Multi-feature Fusion

LIU Hui　ZHU Shenghui　SHEN Yue　TANG Jinhua
(*School of Electrical and Information Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*)

Abstract: Accurate identification of orchard trunks can provide effective information for orchard robot localisation and navigation. The traditional tree trunk segmentation algorithm has low segmentation accuracy and poor real time performance. To solve this problem, a fast segmentation of tree trunks based on depth and texture features was proposed to improve segmentation accuracy and real time performance. Firstly, a Realsense depth camera was used to capture color and depth images of tree trunks. Then, a superpixel segmentation algorithm was proposed to segment color images, and fuse adjacent superpixel blocks with similar depth and texture values. Finally, plant trunks were distinguished from no-trunk targets in candidate superpixel blocks based on trunk width threshold setting in depth images and hue value matching in color images. Both indoor and outdoor experiments were conducted to compare the proposed tree trunk segmentation algorithm with traditional GrabCut algorithm and K-means algorithm. The average recall rate and average accuracy of the new algorithm were 87.6% and 95.0%, respectively, while that of the GrabCut algorithm was only 78.0% and 92.8%, respectively, and the K-means algorithm was 80.2% and 89.1%, respectively. Meanwhile, the average time of the proposed algorithm was 0.20 s, while the GrabCut algorithm was 0.66 s, and the K-means algorithm was 4.42 s. The experimental results showed that the proposed algorithm was effective in fast segmentation, and can be applied to tree trunk segmentation.

Key words: trunk identification; image segmentation; depth feature; texture feature; simple linear iterative cluster algorithm

收稿日期: 2019-06-05　修回日期: 2019-08-10
基金项目: 江苏省重点研发计划项目(BE2018372)、江苏省自然科学基金项目(BK20181443)、江苏省国际科技合作项目(BZ2017067)、江苏高校“青蓝工程”项目、镇江市重点研发计划项目(NY2018001)和江苏省三新工程项目(NJ2018-12)
作者简介: 刘慧(1980—),女,教授,博士,主要从事农业智能控制与信号处理研究,E-mail: amity@ujs.edu.cn

0 引言

果园树干信息采集与处理是研究果园生态的重要内容,对果树喷雾[1-2]、树干直径测量[3-4]、植株信息分类[5]、病害监测[6]、冠层体积测量[7]等有重要作用。果树的种植布局较为规整,为果园机器人的导航提供了理想的环境。果园中还存在着一些非树木对象,如灯柱、树干支撑架、果农等,这些复杂且动态的环境影响了农业机器人的导航精度。因此,实时且精确的树木识别与定位就显得尤为重要。

近年来,许多国内外研究人员针对树木识别进行了大量的研究。CHEEIN 等[8]通过提取树干的 HOG 特征,并利用 SVM 分类器进行树干识别,但无法区分圆柱状物体。SHALAL 等[9]利用激光传感器测量树干宽度,并设定感兴趣区域(ROI),利用相机根据 ROI 内 RGB 颜色和边缘特征识别树干,而设定的 ROI 会包含树叶部分,导致误差增大。CHEN[10]利用摄像头获取环境图像,通过轮廓提取、训练多特征分类器识别树木,并利用超声波传感器进行定位,但分类器框选树干面积过大,无法精确提取出树干。周俊等[11]仅用二维激光传感器对树木进行检测,却无法识别非树干对象。

在图像信息分割方面,国内外学者也进行了广泛的研究[12]。BOYKOV 等[13]提出 Graph Cuts 算法,同时利用了图像的灰度信息和区域边界信息,进行全局最优求解,保证了分割效果的可靠性,然而运算时运用了大量的矩阵广义向量,其分割结果更倾向于具有相同的类内相似度。ROTHER[14]以 Graph Cuts 为基础,提出了 GrabCut 算法,其通过非完全标记方法,对前景和背景的颜色空间建立高斯混合模型(GMM),用迭代算法取代一次最小估计,完成能量最小化。MACQUEEN[15]提出的 K-均值聚类算法具有简单、高效、时间复杂度低等特性,目前在分割识别方面被广泛使用[16-18]。

本文采用融合深度和纹理特征的树干分割算法对彩色图像进行分割,首先通过简单线性迭代聚类(Simple linear iterative cluster, SLIC)算法生成超像素,随后通过色调和宽度特征对树干进行识别,并选取树干所属的超像素块作为树干的 ROI 分割结果。

1 材料与方法

1.1 植株图像数据采集平台

实验地点分为室内和室外。室内实验选用仿真绿色植株作为仿真对象,实验分 3 组,分别为单植株实验、多植株实验和多植株加障碍实验。如图 1a 所示,单植株实验的植株高 1.8 m,多植株实验的植株高度分别为 1.4 m 和 1.2 m。室外实验如图 1b 所示,在种植密集且排列整齐的植株前,将 Realsense 传感器安装在遥控小车上,在植株前行驶并连续拍摄两侧植株。



(a) 室内实验场景 (b) 室外实验场景

图 1 植株图像采集平台

Fig. 1 Plant image acquisition platform

本文采用 Intel 公司的 Realsense d435 传感器,如图 2 所示,结合 OpenCV 库获取彩色图像和深度图像。Realsense d435 传感器性价比高,体积小巧,使用轻便,无需搭载外接电源,通过自带的 USB 接口与计算机相连进行数据传输。



图 2 Realsense 传感器实物图

Fig. 2 Schematic of Realsense sensor

1、4. 深度传感器 2. 红外投射器 3. 彩色相机

1.2 基于多特征融合的树干快速分割算法

1.2.1 传统 SLIC 超像素分割算法

SLIC 算法是由 ACHANTA 等[19]于 2012 年提出,利用图像中像素之间的颜色相似度和空间距离进行迭代聚类,其优点在于生成的超像素块邻域特征比较明显,便于将庞大的像素点整合成像素块进行处理。相比较其他的超像素分割算法,SLIC 算法运行速度更快、轮廓提取更为理想。

在 SLIC 算法中,首先将彩色图像中 RGB 颜色空间转换为 Lab 颜色空间。其中,L 表示颜色空间从纯黑到纯白的亮度,取值区间为[0,100],a 表示由绿到红的维度,取值区间为[-128,127],b 表示由黄到蓝的维度,取值区间为[-128,127]。随后初始化聚类中心,本文彩色图像分辨率为 640 像素×480 像素,由经验取 400 个聚类中心。之后在每个聚类中心 3×3 邻域内重新选取梯度最低的像素点作为新的聚类中心,其中梯度度量的计算方法如下

$$G(x,y) = \| \boldsymbol{I}(x+1,y) - \boldsymbol{I}(x-1,y) \|^2 + \| \boldsymbol{I}(x,y+1) - \boldsymbol{I}(x,y-1) \|^2 \quad (1)$$

式中 $\boldsymbol{I}(x,y)$——图像中坐标为(x,y)点的色彩特征向量

$G(x,y)$——图像中坐标为(x,y)点的梯度

在初始化聚类中心后，为每个聚类中心周围的像素点分配类标签，并计算其与聚类中心的颜色距离和空间距离。计算方法如下

$$d_c = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2} \quad (2)$$

$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (3)$$

$$D' = \sqrt{\left(\frac{d_c}{N_c}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{N_s}\right)^2} \quad (4)$$

其中　$N_s = \sqrt{N/K}$

式中　d_c——颜色距离　　d_s——空间距离

N——彩色图像中总像素点数

K——聚类中心个数

D'——像素点与聚类中心的距离

N_s——超像素内最大空间距离

N_c——超像素内最大颜色差

l_i、a_i、b_i——像素点 i 在 Lab 颜色空间下 L、a、b 分量的值

x_i、y_i——像素点 i 在彩色图像中的坐标值

l_j、a_j、b_j——像素点 j 在 Lab 颜色空间下 L、a、b 分量的值

x_j、y_j——像素点 j 在彩色图像中的坐标值

由于每幅图像中像素之间的颜色差异不同，N_c 难以直接定义，在 SLIC 算法中设定 N_c 的值为 m，m 为每个超像素内最大的 Lab 颜色差，且在单个图像中取固定值，m 的取值范围通常为 1～40，当 m 越大时，超像素的形状越规整，由于树干轮廓凹凸起伏，本文需将其轮廓完整提取出来，故由经验取 m 为 10。

对于每个分割好的超像素块，计算其中每一个像素点的 L、a、b、x、y 5 维特征均值，并将其作为新的聚类中心。为了加快算法运行速度，迭代次数取 4。最后，由于多次迭代后会出现超像素块不封闭的情况，通过遍历像素块，将孤立的小像素块合并到周围最大的像素块中，所以最终得到的超像素块的个数通常会低于预先设定的个数。

1.2.2　LBP 纹理特征

LBP(局部二值模式)是一种运用于灰度图的纹理度量，由 OJALA 等[20]提出，其具有尺度不变和旋转不变的特点，因此在本文提出的方法中得到了应用。对于灰度图中的任一像素点 p，其 LBP 值可以通过比较该像素点与其邻域内像素点 p^* 的灰度进行计算。计算方法如下

$$L_{BP} = \sum_{p=0}^{P-1} 2^p s(g_p - g_{p^*}) \quad (5)$$

其中　$s(x) = \begin{cases} 1 & (x \geqslant 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases}$

式中　g_p——点 p 的灰度

g_{p^*}——点 p^* 的灰度

P——邻域像素点数量

s——变量与 0 的比较函数

1.2.3　基于纹理和深度信息的超像素块合并

在实际应用中，SLIC 超像素分割物体时通常会出现过分割，这将增加整个算法的运行时间，所以本文通过相邻超像素块之间纹理特征与深度信息的关系合并超像素块，减少超像素块的个数，从而降低后续工作的复杂度，提高算法的精确度。合并流程如下：

(1)扫描每个分割好的超像素块 N_p，建立深度直方图 f_D 和 LBP 纹理直方图 f_L。

$$f_D(k_1) = \sum_{p \in N_p} f(\delta(p)d(p), k_1) \quad (k_1 \in [0.2, K_1]) \quad (6)$$

$$f_L(k_2) = \sum_{p \in N_p} f(L_{BP}, k_2) \quad (k_2 \in [0, K_2]) \quad (7)$$

其中　$\delta(p) = \begin{cases} 0 & (p \text{ 为无效像素点}) \\ 1 & (p \text{ 为有效像素点}) \end{cases}$

$$f(x,y) = \begin{cases} 1 & (x = y) \\ 0 & (x \neq y) \end{cases}$$

式中　$d(p)$——p 点深度

K_1——N_p 内最大深度

K_2——N_p 内最大 LBP 值

f——变量值比较函数

$\delta(p)$——像素点有效性判断函数

k_1、k_2——采集到的有效深度、LBP 值

由于 Realsense 深度摄像头采集的最小有效深度为 0.2 m，所以 k_1 的最小值为 0.2 m。

(2)归一化深度直方图和 LBP 纹理直方图。

(3)选用归一化互相关计算该超像素块 N_p 与相邻超像素块 M_p 之间纹理特征和深度信息的相似度 $s_{im}(N_p, M_p)$。计算方法如下

$$s_{im}(N_p, M_p) = \omega \frac{\sum_{k_1} f_{DN_p}(k_1) f_{DM_p}(k_1)}{\sqrt{\sum_{k_1} f_{DN_p}^2(k_1) f_{DM_p}^2(k_1)}} + (1-\omega) \frac{\sum_{k_2} f_{LN_p}(k_2) f_{LM_p}(k_2)}{\sqrt{\sum_{k_2} f_{LN_p}^2(k_2) f_{LM_p}^2(k_2)}} \quad (8)$$

式中　ω——深度信息和纹理特征的权重，取 0～1

f_{DN_p}——超像素块 N_p 的深度直方图

f_{DM_p}——超像素块 M_p 的深度直方图

f_{LN_p}——超像素块 N_p 的 LBP 纹理直方图

f_{LM_p}——超像素块 M_p 的 LBP 纹理直方图

(4)将相似的超像素块合并成一块超像素块，

然后重复步骤(1)直至全部合并完成。

1.3 基于深度图像的树干宽度检测

本文利用深度摄像头采集到的深度图像对树干宽度进行检测,并解决了深度图像中物体边缘存在空洞导致宽度不连续的问题。

其中,Realsense 深度摄像头的景深(FOV)(水平×垂直×对角线)为 91.2°×65.5°×100.6°,RGB 传感器 FOV(水平×垂直×对角线)为 69.4°×42.5°×77°[21],而在经过深度图像和彩色图像配对之后,深度摄像头的景深(FOV)(水平×垂直)经计算,变为 53.4°×42.5°,所以可得深度图像同行像素内相邻像素点的角度为

$$\theta = \frac{53.4°}{c_{ol}}(1 + n_0) \tag{9}$$

式中 n_0——所计算的有效像素点与前一有效像素点之间的无效像素点数量

c_{ol}——深度图像的列数

θ——相邻像素点的夹角

在林道中,深度摄像头水平安装在实验车上,通过获取深度图像中间一行像素每个像素点的深度,并根据相邻像素点之间的深度差 Δd 判断是否位于同一物体表面。

$$\Delta d = | d_p - d_{p*} | \tag{10}$$

式中 d_p——当前计算的有效像素点深度

d_{p*}——当前像素点的前一有效像素点深度

在扫描树干时,可以将树干截面视为一个规则的圆形,所以扫描得到的树干弧长如图 3 所示,由此可得树干直径 w 为

$$w = 2r_m \frac{\sin(\beta/2)}{1 - \sin(\beta/2)} \tag{11}$$

其中 $\beta = (n-1)\theta$ $r_m = \min\limits_{p \in S_i} d_p$

式中 n——弧线上像素点的数量

r_m——摄像头到树干的最小深度

β——扫描树干截面的角度

S_i——树干截面上像素点的集合

如图 4 所示,由于不同宽度的树干表面像素之间的深度差不同,选取树干边缘两个相邻像素点之间的深度差作为树干表面像素的最大深度差

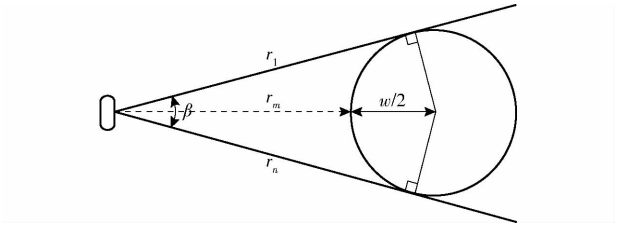


图 3 摄像头扫描树干示意图

Fig. 3 Schematic of tree trunk scanned by camera

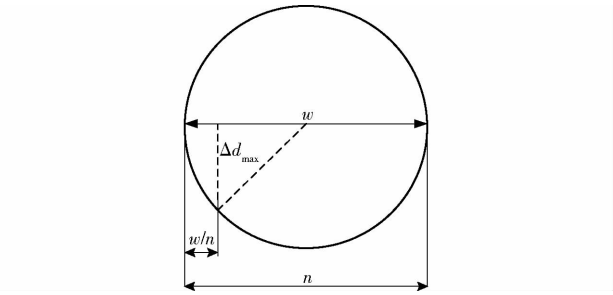


图 4 树干横截面示意图

Fig. 4 Tree trunk cross-section diagram

$$\Delta d_{\max} = \sqrt{\left(\frac{w}{2}\right)^2 - \left(\frac{w}{2} - \frac{w}{n}\right)^2} \tag{12}$$

同时,经实际测量,由于树干表面凹凸不平,Realsense 深度摄像头在光照条件下测量树干的深度误差为 ±0.02 m,所以设定当深度差 $\Delta d < \Delta d_{\max} + 0.02$ 时,判定前后两个像素点处于同一物体表面。

1.4 改进的树干快速分割算法流程

基于多特征融合的树干快速分割算法步骤如下:

(1) Realsense 深度摄像头采集前方彩色信息和深度信息,并对彩色图像和深度图像进行配准。

(2)对彩色图像进行超像素分割,并根据彩色图像中的纹理信息和深度图像中的深度信息对分割后的超像素块进行合并。

(3)设定树干的平均直径为 w_0,对深度图像中间一行像素点的深度进行检测,计算每个扫描到的树干直径 w,当 $|w - w_0| \leqslant \frac{w_0}{4}$ 时,选取该物体作为待处理物体。

(4)确定树干的初始色调 c_0,选取待处理物体的扫描弧线 S_i 中像素点的数量占比最大的超像素块 N_i,将其作为树干检测的 ROI,计算 ROI 中平均色调 $\bar{c}_{\mathrm{ROI}}$ 和色调的均方差 $\sigma_{c_{\mathrm{ROI}}}$,并以此确定树干色调的累计分布函数 $F_{\mathrm{cdf}}(c_{\mathrm{ROI}})$。由于树干的初始色调为 c_0,设定树干色调的最小值 $H_{d\min}$ 和色调的最大值 $H_{d\max}$,其计算公式如下

$$F_{\mathrm{cdf}}(c_{\mathrm{ROI}}) = F(H_{d\max} | \bar{c}_{\mathrm{ROI}}, \sigma_{c_{\mathrm{ROI}}}) - F(H_{d\min} | \bar{c}_{\mathrm{ROI}}, \sigma_{c_{\mathrm{ROI}}}) \tag{13}$$

其中 $H_{d\min} = \bar{c}_{\mathrm{ROI}} - \sigma_{c_{\mathrm{ROI}}}$ $H_{d\max} = \bar{c}_{\mathrm{ROI}} + \sigma_{c_{\mathrm{ROI}}}$

$$F(x | \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{x} \exp\left(\frac{-(t-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \mathrm{d}t \tag{14}$$

(5)对树干色调的累计分布函数 $F_{\mathrm{cdf}}(c_{\mathrm{ROI}})$ 的阈值 T_{L_c} 进行估计,将计算所得的 $F_{\mathrm{cdf}}(c_{\mathrm{ROI}})$ 与 T_{L_c} 进行比较。若 $F_{\mathrm{cdf}}(c_{\mathrm{ROI}}) < T_{L_c}$,则判断待处理物体为非树干,否则,判断为树干。

基于多特征融合的树干快速分割算法流程图如图 5 所示。

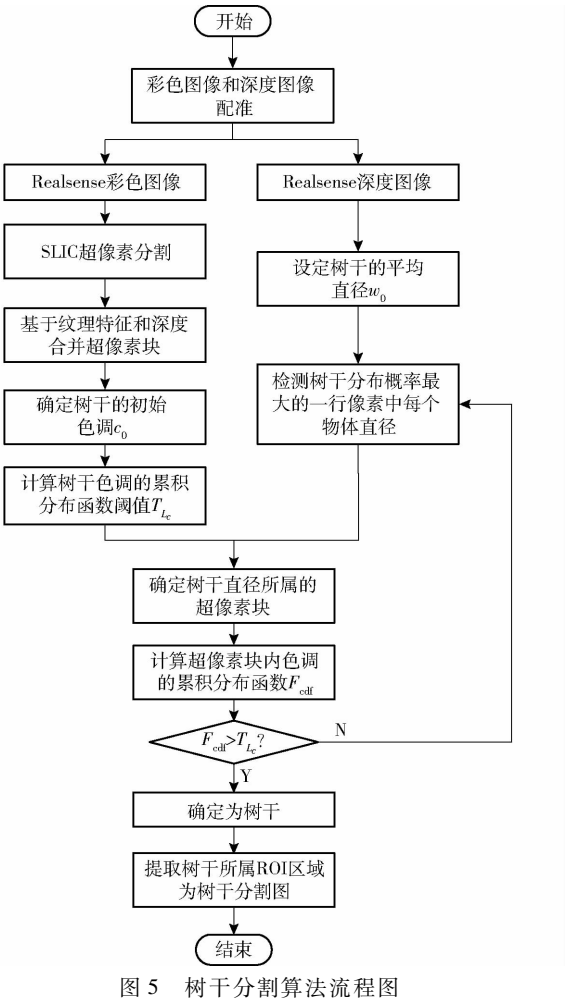


图 5　树干分割算法流程图

Fig. 5　Flow chart of tree trunk segmentation algorithm

2　结果与分析

2.1　室内植株实验

2.1.1　SLIC 超像素分割与合并

通过 Realsense 摄像头获取室内植株彩色图像，如图 6 所示，分别对单植株、多植株、多植株加障碍进行处理。

通过 SLIC 算法对原始图像进行超像素分割，分割后的图像如图 7 所示，其中树干部分产生了一定的过分割，这对 ROI 区域的提取有一定的影响。因此需要对超像素块进行合并。如图 8 所示，合并后的区域特征被完整的提取出来，而由于树叶与背景部分的连接处存在一些过分割、室外背景较为复杂等问题，在合并时相邻超像素块的纹理和深度有一些差异，所以未能合并成较大超像素块，但由于后期定位时无需用到，所以对本文算法并无干扰。

2.1.2　树干区域分割

首先，对合并后的图像进行宽度检测，只保留宽度在阈值范围内的超像素块，并将其作为 ROI 区域进行检测，分割后的 ROI 区域如图 9 所示。

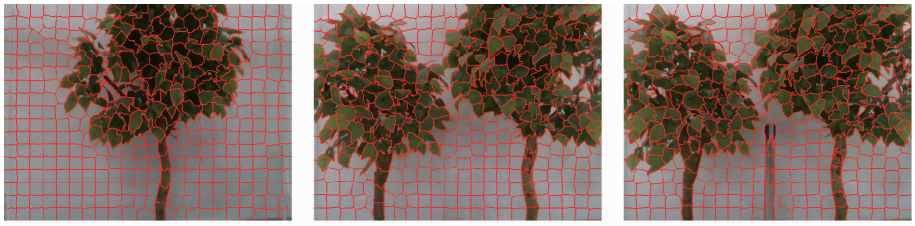
由于图 9c 中含有障碍，首先对树干色调的累计分布函数的阈值 T_{L_c} 进行估计，选取室内随机树干 ROI 中色调的均值 $\bar{c}_{\mathrm{ROI}}=30.217\,40°$，均方差 $\sigma_{c\mathrm{ROI}}=14.552\,80°$，由此设定树干色调最小值 $H_{d\min}=15.664\,60°$，树干色调最大值 $H_{d\max}=44.770\,20°$。如图 10 所示，当均值为色调最小值或色调最大值时，树干色调累计分布函数阈值 $T_{L_c}(H_{d\min}\parallel H_{d\max})=0.477\,2$。



(a) 单植株　(b) 多植株　(c) 多植株加障碍

图 6　室内植株原始图像

Fig. 6　Original images of indoor plants



(a) 单植株　(b) 多植株　(c) 多植株加障碍

图 7　SLIC 算法分割效果图

Fig. 7　SLIC algorithm segmentation renderings

对图 9c 中每个 ROI 区域计算其色调均值 $\bar{c}_{\mathrm{ROI}}$、色调均方差 $\sigma_{c\mathrm{ROI}}$ 和色调累计分布函数 F_{cdf}，数据结果如表 1 所示，障碍物的色调累计分布函数远小于阈值，所以判定为非树干。室内植株图像经过滤后



(a) 单植株 (b) 多植株 (c) 多植株加障碍

图 8 超像素块合并效果图

Fig. 8 Superpixel blocks merge renderings



(a) 单植株 (b) 多植株 (c) 多植株加障碍

图 9 ROI 区域提取图

Fig. 9 ROI region extraction diagram

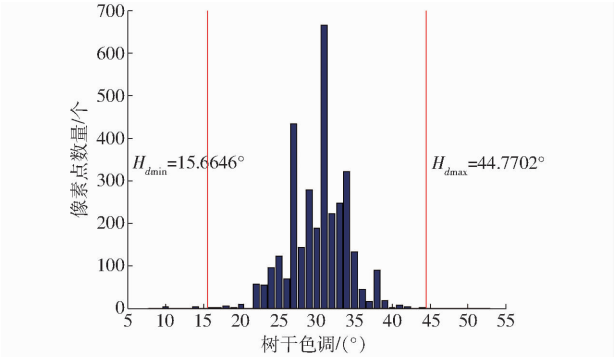


图 10 树干色调直方图

Fig. 10 Tree trunk Hue histogram

的树干 ROI 如图 11 所示。

表 1 树干与障碍物色调统计结果

Tab. 1 Tree trunk and obstacle Hue statistical results

计算对象	色调均值/(°)	色调均方差/(°)	色调累计分布函数
植株 1	32.114 4	15.537 5	0.647 5
植株 2	35.051 3	17.795 1	0.569 5
障碍物	35.024 3	59.391 2	0.019 5



图 11 过滤障碍物后室内树干 ROI 图

Fig. 11 ROI region diagram of indoor tree trunks after filtering obstacles

2.1.3 树干分割误差分析

(1)召回率

召回率和准确率是图像分割中用来评价图像分割准确度的重要指标。本文通过计算树干 ROI 内真实树干的像素点数量占树干总像素点数量的百分比来衡量树干分割的召回率,计算公式为

$$R_{\mathrm{ROI}}=\frac{T_P}{T_P+F_N}\times 100\% \tag{15}$$

式中 T_P——标记正确的像素点数量

F_N——尚未标记的像素点数量

其中,召回率越高,表示树干分割效果越好。

(2)准确率

准确率表示树干 ROI 内真实树干的像素点数量占树干 ROI 区域内总像素点数量的百分比。其计算公式为

$$P_{\mathrm{ROI}}=\frac{T_P}{T_P+F_P}\times 100\% \tag{16}$$

式中 F_P——标记错误的像素点数量

其中,准确率越高,表示树干分割效果越好。

(3)室内分割误差分析

通过将 GrabCut 算法、K-均值聚类算法与本文算法进行比较,计算相同情况下室内植株树干的分割效果(计算机配置为戴尔 XPS13 - 9380, Intel Core i7 - 8565U CPU 4.60 GHz, 16 GB RAM)。

室内实验选用单植株作为实验对象,图 12a 为植株真实区域图,采用 Photoshop 进行手动分割获取。比较图 12b ~ 12d,结果如表 2 所示,本文算法分割室内植株的召回率和准确率均优于 GrabCut 算法和 K-均值聚类算法。其中本文算法的召回率分别比 GrabCut 算法和 K-均值聚类算法高 8.5 个百分点和 4.9 个百分点,准确率分别比 GrabCut 算法和 K-均值聚类算法高 3.9 个百分点和 7.5 个百分点,



图 12　室内植株分割效果图

Fig. 12　Indoor plant segmentation rendering

时间上 GrabCut 算法和 K-均值聚类算法分别耗时 0.51 s 和 2.98 s，本文算法经过加速优化后降低至 0.17 s。

2.2　室外植株实验

如图 13 所示，室外实验选用移动状态下 RGB－D 相机扫描的某一帧作为实验对象。由于 RGB－D 相机有效深度为 10 m，通过设定深度阈值将远处的树干滤除，利用本文算法对前方树干进行扫描自动分割，最终结果如图 14 所示。

通过比较 GrabCut 算法、K-均值聚类算法与本文算法对室外植株树干的分割效果，本文算法分割出的树干轮廓更贴合真实树干的形状。图 15a 为植株真实区域图，采用 Photoshop 进行手动分割获取。

表 2　传统图像分割算法和本文分割算法对室内植株分割效果对比

Tab. 2　Comparison of traditional image segmentation algorithm and segmentation algorithm for indoor plant

算法	实验次数	树干总像素点数量	ROI 内树干像素点数量	ROI 总像素点数量	召回率/%	准确率/%	时间/s
GrabCut 算法	50	5 365	4 042	4 469	75.3	90.4	0.51
K-均值聚类算法	50	5 365	4 232	4 873	78.9	86.8	2.98
本文算法	50	5 365	4 765	4 495	83.8	94.3	0.17

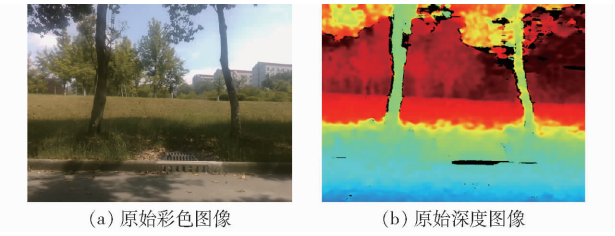


图 13　室外植株原始图像

Fig. 13　Original images of outdoor plants



图 14　室外植株动态分割效果图

Fig. 14　Dynamic segmentation rendering of outdoor plants

3 种算法的分割效果如图 15b ~ 15d，对比结果如表 3 所示。本文算法动态分割室外植株的召回率和准确率均优于 GrabCut 算法和 K-均值聚类算法。其中本文算法的召回率分别比 GrabCut 算法和 K-均值聚类算法高 10.7 个百分点和 9.9 个百分点，准确率分别比 GrabCut 算法和 K-均值聚类算法高 0.4 个百分点和 4.2 个百分点，时间上 GrabCut 算法和 K-均值聚类算法分别耗时 0.80 s 和 5.86 s，本文算法经过加速优化后降至 0.23 s。

对室内、室外植株实验进行计算可得，本文算法的平均召回率和平均准确率分别为 87.6% 和

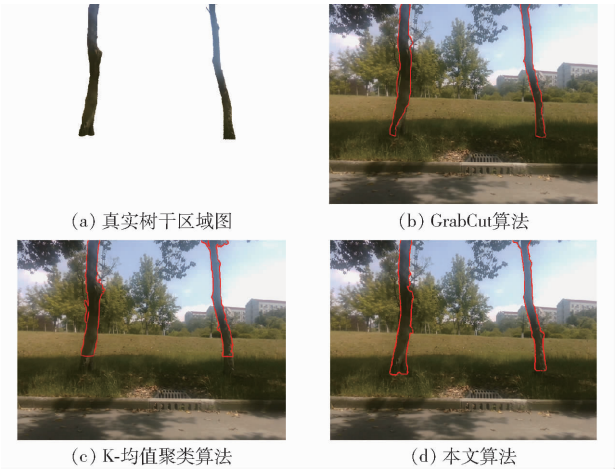


图 15　室外植株动态分割效果图

Fig. 15　Dynamic segmentation rendering of outdoor plants

95.0%，CrabCut 算法分别为 78.0% 和 92.8%，K-均值算法分别为 80.2% 和 89.1%。

图 16 为小车动态分割树干的深度拼接图。在小车 1 m/s 匀速行驶的状态下，RGB－D 相机采集深度图像的帧率为 30 f/s，以 2.4 Hz 频率选取采集的深度图像进行树干分割，并将处理后的深度图像实时拼接在一起，最终分割出的树干效果满足果园定位导航的需求。

3　结论

(1)提出了基于多特征融合的树干快速分割算法。通过对彩色图像进行 SLIC 超像素分割，并根据

表 3 传统图像分割算法与本文分割算法对室外植株分割效果对比

Tab. 3 Comparison of traditional image segmentation algorithm and segmentation algorithm for outdoor plants

算法	实验次数	树干总像素点数	ROI 内树干像素点数	ROI 总像素点数	召回率/%	准确率/%	时间/s
GrabCut 分割算法	50	15 020	12 125	12 732	80.7	95.2	0.80
K-均值聚类算法	50	15 020	12 241	13 396	81.5	91.4	5.86
本文算法	50	15 020	13 713	14 268	91.4	95.6	0.23

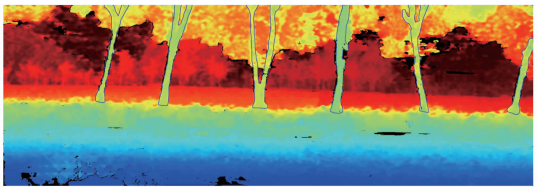


图 16 室外植株动态分割深度拼接图

Fig. 16 Dynamic segmentation depth stitching image of outdoor plants

相邻超像素块的纹理和深度信息对分割后的超像素块进行合并,降低了后续工作的复杂度,提高了算法的精确度。

(2)本文算法在检测树干宽度后,计算符合宽度条件的树干 ROI 内的色调均值和均方差,并以此计算 ROI 内色调的累计分布函数,提高了树干的识别率。

(3)通过获取室外树干分割图像,实现实时拼接分割后的深度图像,标识出分割的树干轮廓,并加以区分,为后期定位导航提供参照物。

参 考 文 献

[1] 张晓辉,姜宗月,范国强,等. 履带自走式果园定向风送喷雾机[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(8):117 - 122,247.
ZHANG Xiaohui, JIANG Zongyue, FAN Guoqiang, et al. Caterpillar self-propelled orchard directional air feeder sprayer[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(8):117 - 122,247. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20140819&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.08.019. (in Chinese)

[2] 姜红花,白鹏,刘理民,等. 履带自走式果园自动对靶风送喷雾机研究[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(增刊):189 - 195.
JIANG Honghua, BAI Peng, LIU Limin, et al. Research on automatic target air feeding sprayer in self-propelled orchard with crawler[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(Supp.):189 - 195. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 2016s029&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.S0.029. (in Chinese)

[3] RINGDAHL O. Enhanced algorithms for estimating tree trunk diameter using 2D laser scanner[J]. Remote Sensing, 2013, 5(10): 4839 - 4856.

[4] 陈金星,岳德鹏,冯仲科,等. 树干直径自动识别与测量技术研究[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(3):349 - 353.
CHEN Jinxing, YUE Depeng, FENG Zhongke, et al. Research on automatic identification and measurement of trunk diameter[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3):349 - 353. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20160349&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.03.049. (in Chinese)

[5] 王佳,张隆裕,吕春东,等. 基于地面激光雷达点云数据的树种识别方法[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(11):180 - 188.
WANG Jia, ZHANG Longyu, LÜ Chundong, et al. Tree species identification method based on ground LiDAR point cloud data[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(11):180 - 188. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20181121&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.11.021. (in Chinese)

[6] 邱凤山. 杨树溃疡病和腐烂病的发生及综合治理[J]. 农业与技术,2012,32(9):112 - 115.
QIU Fengshan. Occurrence and comprehensive treatment of poplar canker and rot[J]. Agriculture & Technology, 2012, 32(9):112 - 115. (in Chinese)

[7] 祁力钧,程一帆,程浈浈,等. 基于 M - K 聚类法的果树上下冠层体积比测算[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(5):57 - 64.
QI Lijun, CHENG Yifan, CHENG Zhenzhen, et al. Measurement of canopy volume ratio of fruit trees based on M - K clustering method[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(5):57 - 64. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20180507&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.05.007. (in Chinese)

[8] CHEEIN F A, STEINER G, PAINA G P, et al. Optimized EIF - SLAM algorithm for precision agriculture mapping based on stems detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 78(2): 195 - 207.

[9] SHALAL N, LOW T, MCCARTHY C, et al. Orchard mapping and mobile robot localisation using on-board camera and laser scanner data fusion—part A: tree detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 119: 254 - 266.

[10] CHEN X Y. Multi-feature fusion tree trunk detection and orchard mobile robot localization using camera/ultrasonic sensors

[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 147: 91 – 108.

[11] 周俊,胡晨. 密植果园作业机器人行间定位方法[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(11):22 – 28.
ZHOU Jun, HU Chen. Interline positioning method of dense planting orchard robot[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(11):22 – 28. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20151104&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.11.004. (in Chinese)

[12] 周莉莉,姜枫. 图像分割方法综述研究[J]. 计算机应用研究,2017,34(7):1921 – 1928.
ZHOU Lili, JIANG Feng. Overview of image segmentation methods[J]. Application Research of Computers, 2017, 34(7): 1921 – 1928. (in Chinese)

[13] BOYKOV Y, FUNKA-LEA G. Graph cuts and efficient ND image segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 70(2): 109 – 131.

[14] ROTHER C, KOLMOGOROU U, BLAKE A. "GrabCut": interactive foreground extraction using iterated graph cuts[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 309 – 314.

[15] MACQUEEN J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations[C]// Proc. of Berkeley Symposium on Mathematical Statistics & Probability, 1965: 281 – 297.

[16] 赵博,宋正河,毛文华,等. 基于 PSO 与 K-均值算法的农业超绿图像分割方法[J]. 农业机械学报,2009,40(8):166 – 169.
ZHAO Bo, SONG Zhenghe, MAO Wenhua, et al. Agricultural ultra-green image segmentation method based on PSO and K-means algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(8):166 – 169. (in Chinese)

[17] 司永胜,刘刚,高瑞. 基于 K-均值聚类的绿色苹果识别技术[J]. 农业机械学报,2009,40(增刊):100 – 104.
SI Yongsheng, LIU Gang, GAO Rui. Green apple recognition technology based on K-means clustering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(Supp.):100 – 104. (in Chinese)

[18] 王亚雄,康峰,李文彬,等. 面向立木识别的有效 K-均值聚类算法研究[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(3):230 – 237.
WANG Yaxiong, KANG Feng, LI Wenbin, et al. Research on effective K-means clustering algorithm for tree identification[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3):230 – 237. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20170329&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.029. (in Chinese)

[19] 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.

[20] OJALA T, HARWOOD I. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51 – 59.

[21] KESELMAN L. Intel (R) RealSense (TM) stereoscopic depth cameras[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2017: 1267 – 1276.