

改进的玉米植株轮廓提取方法

梁晋欣^{1,2}, 张乐³, 孟余耀^{1,2}, 滕杰^{1,2}, 何全令^{1,2}, 傅雷扬^{1,2}, 李绍稳^{1,2*}

¹安徽农业大学信息与计算机学院, 安徽 合肥 230036;

²智慧农业技术与装备安徽省重点实验室, 安徽 合肥 230036;

³安徽送变电工程有限公司, 安徽 合肥 230036

摘要 随着农业机器人技术的不断进步和发展,利用机器人采集和处理特定农作物图像信息在农业应用领域中越来越重要,针对传统图像处理方法提取的玉米植株轮廓不完整甚至是缺失的问题,提出一种改进的玉米植株轮廓提取方法。采用 HSV 颜色空间对玉米植株的绿色叶部分进行图像提取,同时使用 RGB 通道分离方式对红色的根部分进行图像提取,在得到叶部、根部图像后使用 F-B 算法选取特征点并对特征点进行描述和匹配,并利用随机抽样一致性算法剔除错误的匹配点,最后用加权融合方式对图像进行拼接并选用 Sobel 算子提取植株轮廓。实验结果表明,F-B 算法相比于传统 scale-invariant feature transform (SIFT)、speeded up robust features (SURF)、oriented FAST and rotated BRIEF (ORB) 算法在匹配速度、精确度上有所提升且匹配准确度高于 80%,使用 Sobel 算子提取植株图像轮廓,获得的图像清晰度和完整度较好。该方法能够在较快速度和较高的精准度下实现对玉米植株的轮廓提取。

关键词 图像处理; 玉米植株; 特征点提取; 特征点匹配; 轮廓提取

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP220561

Improved Maize Plant Contour Extraction Method

Liang Jinxin^{1,2}, Zhang Le³, Meng Yuyao^{1,2}, Teng Jie^{1,2}, He Quanling^{1,2}, Fu Leiyang^{1,2}, Li Shaowen^{1,2*}

¹School of Information & Computer, Anhui Agricultural University, Hefei 230036, Anhui, China;

²Anhui Provincial Key Laboratory of Smart Agricultural Technology and Equipment, Hefei 230036, Anhui, China;

³Anhui Electric Power Transmission and Transformation Co. Ltd., Hefei 230036, Anhui, China

Abstract With the continuous progress and development of agricultural robot technology, it has become increasingly important to use robots to collect and process specific crop image information in the agricultural application field. Aiming to address the problem that the corn plant contour extracted using traditional image processing methods is incomplete or even missing, an improved corn plant contour extraction method is proposed. In this method, the HSV color space was used to extract the image of the green leaf part of the corn plant, whereas the RGB channel separation method was used to extract the image of the red root part. After the leaf and root images were obtained, the F-B algorithm was used to select their feature points and describe and match them, whereas the random sampling consistency algorithm was used to remove the wrong matching points. Finally, the weighted fusion method was used to splice the images, and the Sobel operator was selected to extract the plant contour. The experimental results show that, compared with the traditional scale invariant feature transform (SIFT), speed up robust features (SURF), and oriented FAST and rotated BRIEF (ORB) algorithms, the F-B algorithm has improved matching speed and accuracy, with its matching accuracy being more than 80%. The Sobel operator used to extract the plant image contour results in better image clarity and integrity. Thus, this method can achieve the contour extraction of maize plants with high speed and accuracy.

Key words image processing; maize plant; feature point extraction; feature point matching; contour extraction

1 引言

随着智慧农业装备技术的不断进步和发展,农业

机器人作为智慧农业装备在现代农业作业中广泛应用。机器视觉作为智慧农业机器人应用领域的关键技术,在作物的种植、除草、采摘等方面都有着相关的应

收稿日期: 2022-01-17; 修回日期: 2022-03-27; 录用日期: 2022-06-13; 网络首发日期: 2022-06-23

通信作者: *shwli@ahau.edu.cn

用。利用机器视觉技术对农作物的位置信息、长势情况和环境信息进行监测,可以保证对生长过程中的农作物进行及时调控,提升农业生产和管理效率,提高农作物产量。通过机器视觉对农作物进行轮廓提取广泛应用于机器人果实识别和采摘^[1]、作物长势监测^[2]、植株性状参数测量^[3]和农产品品质预测^[4]等方面。而玉米作为一种种植范围广泛且具有很强的耐寒、耐旱、耐贫瘠和环境适应特性的重要粮食作物,在农业生产上有着非常悠久且深远的历史。面对农业技术的不断进步和农业精准化要求的不断提高,使用智慧农业机器人对玉米植株进行除草、施肥和对农作物基本情况进行长势监测十分重要,同时也产生了对玉米植株图像进行处理和分析的需求。现阶段农业生产环境下,研究人员通过农作物图像分析农作物植株最大叶长宽、株高以及茎叶角等表型特征,估计和监控作物生长状态,可以及时对作物生长环境进行调控。同时,获得的植株生长状态信息对于田间机器人除草、施肥、路径规划和防误除研究具有很高的应用价值,通过农作物图像分析农作物生理指标和生长状态也是国内外研究的热点^[5-7]。

对农作物的图像轮廓提取通常包括 4 个步骤:图像预处理、图像分割、图像提取和轮廓提取。其中:图像预处理是指通过一系列图像形态学操作,包括腐蚀、膨胀、模糊等降低图像所含的噪声以及干扰信息;图像分割是指根据特定的颜色特征或图形特征对图像进行分割;图像提取是指对分割后的图像进行图像过滤、尺度变换和亮度调整等操作将图像完整且清晰地提取出来;轮廓提取则是指对已经获得的完整图像进行轮廓特征提取处理,保留图像最为关键的轮廓信息。本文针对玉米植株图像轮廓提取提出一种新的方法,提升图像匹配时的速度和精确度。

在图像提取方面,不同的提取方式可以提取不同目标,同时不同的提取方法也可能会产生不同的提取效果。对于图像颜色的提取方法有基于 RGB 的方法、基于 HSV 的方法及基于颜色直方图的方法等。为了对通常农田环境下的农作物进行识别,伍艳莲等^[8]提出一种基于改进均值漂移的方法,张志斌等^[9]提出一种基于颜色特征的绿色作物图像分割方法,还包括更多其他的颜色提取方法^[10],这些方法通过颜色特征将农作物提取出来,但是大多方法提取方式较为单一且没能涉及农作物本身颜色差别可能带来的图像提取不完整问题。

在图像拼接方面,有基于频域和空域方式两种常见的类型。其中,空域在图像的特征点选取和特征点描述等方面应用较多,也在国内外被广泛研究。常见的特征匹配算法有 scale-invariant feature transform (SIFT)^[11-12]、speeded up robust features (SURF)^[13-14]、oriented FAST and rotated BRIEF (ORB)^[15]等,FAST 和 BRIEF 是 features from accelerated segment test 和

binary robust independent elementary features 的缩写。其中,SIFT 算法有着较好的旋转不变性、延展不变性以及明度不变性,但是也存在着构造出的向量区别性不大,从而导致匹配错误的问题。SURF 算法使用 Hessian 矩阵的迹作为判依据,在保持 SIFT 算子优良性能特点的基础上,解决了 SIFT 计算复杂度高、耗时长的问题。Zhang 等^[14]提出一种基于 SURF 的图像拼接算法,其性能虽然较 SIFT 算法有所提升,但还是不能够满足实时性的要求。ORB 算法使用 FAST 算子进行特征点检测,大大加快了对特征点提取的速度,但是该算法稳定性较差且匹配时的精度也较低。

因此,本文针对玉米植株轮廓提取时轮廓不完整甚至是缺失的问题,提出一种改进的玉米植株轮廓提取方法。首先采用 HSV 颜色空间对玉米植株的绿色叶部分进行提取,同时使用 RGB 通道分离方式对红色的根部分进行图像提取;其次使用 Forstner 算法^[16-17]和 BRIEF 算法^[18](F-B 算法)选取特征点并对特征点进行描述和匹配,前者利用较高的计算速度和精准度从图像中提取特征点,后者则利用较快的计算速度和良好的描述性能对特征点进行描述;然后使用随机抽样一致性(RANSAC)^[19]算法筛选特征点信息后,再使用局部填充与带权融合相结合的方式对图像进行拼接得到完整的植株图像^[20];最后由轮廓提取算子提取玉米植株的轮廓图像^[21-22]。

2 改进的轮廓提取方法

传统的农作物植株轮廓提取方式对玉米植株来说存在一定的轮廓提取不全或缺失的问题,原因是传统方式在提取玉米植株图像时不能有效提取植株的红色根部,导致轮廓提取出现问题。为此,提出一种基于 F-B 算法的玉米植株轮廓提取方法。使用该方法对玉米植株进行完整轮廓提取的流程如图 1 所示。

ORB 作为传统特征点匹配算法在进行特征点匹配时速度较快,但是匹配时的精确度受噪声影响较大,导致图像匹配率较低。相较于 ORB 等传统算法,F-B 特征点匹配算法使用 Forstner 算子作为特征点选取算法、使用 BRIEF 算法描述特征点。其中,Forstner 算子具有运行速度快和定位精确度高的特点,在摄影测量中效果较好,BRIEF 算法具有运行和匹配速度快的特点,对 Forstner 算子生成的特征点进行描述时可以降低整体运行时间。

2.1 图像预处理

2.1.1 绿色叶片部分以及红色根部提取

HSV 颜色空间即 hue(色调)、saturation(饱和度)和 value(亮度)这 3 个参数所对应的颜色空间。HSV 颜色空间可以用一个圆柱体来表示, H 用中心点到半径之间旋转的角度表示、 S 用半径的长度表示、 V 用圆柱中轴的高度表示。颜色空间呈现某种颜色的物体时比 RGB 颜色空间更容易进行分离和跟踪,因此 HSV

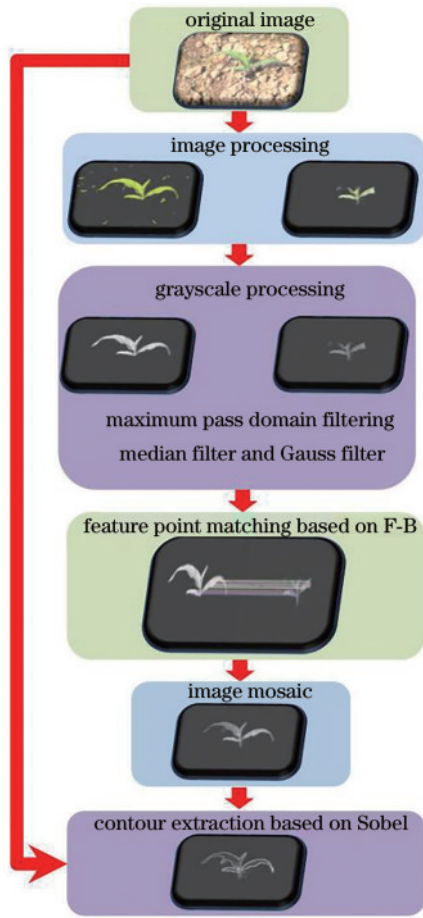


图 1 玉米植株轮廓提取方法流程图
Fig. 1 Flow chart of maize contour extraction

颜色空间方式也适用于分割指定颜色的物体。而 RGB 颜色空间作为在笛卡儿坐标系中建立的最常用颜色模型,通过叠加 3 种基本颜色可以产生非常丰富的色彩。

在使用 HSV 对图像颜色进行提取时需要将图像从基本的 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间,转换公式如下:

$$V_{\min} = \min(R, G, B), \quad (1)$$

$$V_{\max} = \max(R, G, B), \quad (2)$$

$$H = \begin{cases} 0, & V_{\max} = V_{\min} \\ 60 \times \left(\frac{G - B}{V_{\max} - V_{\min}} + 0 \right), & V_{\max} = R \\ 60 \times \left(\frac{B - R}{V_{\max} - V_{\min}} + 2 \right), & V_{\max} = G \\ 60 \times \left(\frac{R - G}{V_{\max} - V_{\min}} + 4 \right), & V_{\max} = B \end{cases}, \quad (3)$$

$$S = \begin{cases} 0, & V_{\max} = 0 \\ 1 - \frac{V_{\min}}{V_{\max}}, & V_{\max} \neq 0 \end{cases}, \quad (4)$$

$$V = V_{\max} \circ \quad (5)$$

通过 HSV 颜色空间确定绿色所在范围($H: 35 \sim$

77, $S: 43 \sim 255, V: 46 \sim 255$)即可对植株的绿色叶片部分进行提取。

对植株的红色根部分使用 HSV 颜色空间进行提取时,由于土地颜色与根部颜色较为接近,直接使用 HSV 会出现图像边缘丢失的情况,植株根部图像提取效果不佳。考虑到由于红色部分在 RGB 三通道分离时的红色通道呈现的像素颜色数值达到最小值,故通过 RGB 三通道分离的方式可以对图片的红色部分进行提取。首先要将植株图像在 R 通道下的图像提取出来,提取红色部分的公式为

$$C_i = \begin{cases} R_i, & R_i < R_{th} \\ 0, & R_i \geq R_{th} \end{cases}, \quad (6)$$

式中: R_i 为图像在 R 通道下图中某像素的取值; R_{th} 为图像红色范围(0~255)的可接受阈值。当 $R_i < R_{th}$ 时,保留图中对应像素值部分图像,否则将图像用黑色像素替代。经过 RGB 三通道分离处理后,植株的红色根部被处理并保留。

在获得红色根部后,还需要对图片进行过滤优化处理去除图像噪点,处理过程中可能会因为轮廓提取时图像非连通导致拼接出现轮廓不完整,甚至是根部丢失的问题。为了解决此问题以及保证后面图像拼接时有足够特征点匹配信息,使用目标前景提取算法对原始压缩图像进行提取处理保留部分叶片信息,再将处理完成后的部分目标叶片图像与已经提取出的植株红色根部进行线性叠加,加强图像边缘内容信息,保证图像连贯性,形成带有部分叶片信息的完整根部图像,确保植株图像在拼接和轮廓提取时不会出现轮廓缺失的同时提高轮廓提取的速度。

2.1.2 最大连通域过滤处理

通过对图像使用最大连通域过滤算法去除不能被 HSV 颜色空间分割出的绿色杂草部分以及 RGB 三通道分离方式无法分割出的部分红色干扰像素噪点和部分图像细小噪点,仅保留图像中植株所在的最大连通图像区域。在图像处理中,先将图像变为灰度图像再进行二值化处理,通过遍历每个连通域增加序号标记以及给每个连通域增加一个域大小标记,遍历比较得到最大连通区域,并且将原图像最大连通域以外部分剔除,仅保留最大连通域内图像信息。

2.1.3 中值滤波以及高斯平滑处理

最大连通域过滤后的玉米植株图像及其边缘部分仍然存在一定的图像噪声,可能会造成图像特征点提取时出现错误提取以及边缘不光滑的问题,影响图像匹配的准确率以及轮廓提取时的精准度。中值滤波作为一种非线性处理方式,对滤除输入图像椒盐、扫描等噪声及脉冲信号干扰十分有效,而高斯平滑则通过将输入图像与二维高斯分布的概率密度函数进行卷积,消除图像的高斯噪声使图像平滑化。以上手段可以在一定程度上消除玉米植株图片上的图像噪声,提升之后

图像匹配和轮廓提取的效果。

2.2 特征点检测和描述

图像的特征点一般包含角点、中心点和灰度变化显著点等,可以反映出图像的本质特征。特征点可以用来描述图像信息,进行图像匹配。特征点需要具备一定的特性,所采用的 Forstner 算子具备显著性、稳定性、稀有性、不变性和可解释性的特性。特征点检测时,算子通过计算图像内各像素的 Robert 梯度和以各像素为中心、 $N \times N$ 大小窗口内的灰度协方差矩阵获得特征候选点,并使用阈值从特征候选点中筛选出特征点。Forstner 算子的精度较高,但较为复杂且对图像亮度和对比度的变化比较敏感。所提改进的玉米植株轮廓提取方法在特征点提取前对图像进行灰

度化等图像处理,能够在消除 Forstner 算子特征点提取时亮度和对比度影响的同时保持较高精度。

2.2.1 各像素 Robert 梯度的计算

$$\begin{cases} f_x = \frac{\partial f}{\partial x} = f(x+1, y+1) - f(x, y) \\ f_y = \frac{\partial f}{\partial y} = f(x+1, y) - f(x, y+1) \end{cases}, \quad (7)$$

式中: f_x 代表 x 方向的 Robert 偏微分量; f_y 代表 y 方向的 Robert 偏微分量。

2.2.2 窗口内协方差矩阵的计算

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \sum f_x^2 & \sum f_x f_y \\ \sum f_y f_x & \sum f_y^2 \end{bmatrix}^{-1}, \quad (8)$$

$$\begin{cases} \sum f_x^2 = \sum_{x=c-k}^{c+k-1} \sum_{y=r-k}^{r+k-1} [f(x+1, y+1) - f(x, y)]^2 \\ \sum f_y^2 = \sum_{x=c-k}^{c+k-1} \sum_{y=r-k}^{r+k-1} [f(x+1, y) - f(x, y+1)]^2 \\ \sum f_x f_y = \sum_{x=c-k}^{c+k-1} \sum_{y=r-k}^{r+k-1} [f(x+1, y+1) - f(x, y)] \cdot [f(x+1, y) - f(x, y+1)] \end{cases}, \quad (9)$$

式中, \mathbf{X} 为像素的协方差矩阵。

2.2.3 像元权 ω 和兴趣值 ρ 的计算

$$\omega = \frac{1}{\text{tr}\mathbf{X}} = \frac{\text{Det}\mathbf{X}^{-1}}{\text{tr}\mathbf{X}^{-1}}, \quad (10)$$

$$\rho = \frac{4\text{Det}\mathbf{X}^{-1}}{(\text{tr}\mathbf{X}^{-1})^2}, \quad (11)$$

式中: $\text{Det}\mathbf{X}^{-1}$ 表示矩阵 \mathbf{X}^{-1} 的行列式; $\text{tr}\mathbf{X}^{-1}$ 代表协方差矩阵 \mathbf{X}^{-1} 的迹。

2.2.4 特征点确定

T_ω 和 T_ρ 作为选定特征候选点的阈值参数,如果像素点的兴趣值 $\rho > T_\rho$ 且像元权 $\omega > T_\omega$,则将此像素点作为特征候选点,并将其他不符合的像素点去除。在阈值 T_ρ 的选择上,若 T_ρ 选择过小则会导致算法筛选候选点过多和算法运行时间过长的问题,而选择过大则会导致筛选的特征候选点过少,从而导致特征点匹配时出现无法匹配的情况,故本实验选择 $T_\rho = 0.96$ 作为经验值、 $T_\omega = 0.5 \times \bar{\omega}$ 作为所提方法的阈值,其中 $\bar{\omega}$ 为像素点像元权 ω 的均值。在得到图像的所有特征候选点后,进一步以特征候选点的像元权 ω 为基础,选取窗口内的局部极大值点作为图像的特征点。

2.2.5 BRIEF 特征点描述

BRIEF 特征点描述子具有运行和匹配速度快的特点,使用该算子对上一步确定的特征点进行描述。BRIEF 特征点描述算子首先在特征点周围选取大小为 $N \times N$ 的目标区域,通过 T-TEST 方式生成 n 对有特定位置关系的像素点对 (x, y) 来生成二进制描述符串,其中, n 一般取 2 的幂次方,如 128、256、512 等。

$$b_i = \begin{cases} 1, & g(x) > g(y) \\ 0, & g(x) \leq g(y) \end{cases}, \quad (12)$$

式中: $g(x)$ 是特征点使用高斯平滑处理后的灰度值大小,当 $g(x) > g(y)$ 时,确定二进制描述符串的第 i 位 b_i 的值为 1,其他情况则取 0。二进制描述符串的形式如下:

$$D_b = b_0 b_1 \cdots b_i b_{i+1} \cdots b_n. \quad (13)$$

在得到图像特征点的二进制描述符后通过计算逐一比较两个描述符串的汉明距离,当汉明距离小于某个值时即为匹配的特征点对。BRIEF 特征点描述子直接在图像特征点一定范围内随机取点并且使用汉明距离对随机点的描述符串进行计算,就计算速度而言,其快于 SIFT 和 SURF 等方式。

2.2.6 RANSAC 特征匹配

RANSAC 算法是在数据集中包含有部分异常数据样本的情况下,通过拟合计算得到数据相应的数学模型参数,进一步得到有效数据的算法。采用 RANSAC 算法对获得的特征点信息进行筛选的主要流程如下:

1) 首先,将数据集 K 作为算法的输入。开始时,第 1~2 行初始化数据集 K 和预期迭代次数 N 。在第 3~13 行进行 N 次迭代。

2) 第 5 行,对于每次迭代,假设要建立一个数据模型,该模型由样本点中的 m 个点和数据 K 确定,从数据集 K 中随机选择 m 个样本进行模型拟合。然后选择范围 ε 作为拟合区间。第 6~7 行,统计并计算区间 ε 中出现的数值。

Algorithm 1 RANSAC**Inputs:** Dataset K

- 1: Initialize dataset K
- 2: Initialize expected iterations N
- 3: **for** N from 0 to $n-1$ **do**
- 4: **Repeat**
- 5: Randomly select m samples from Dataset K for model fitting
- 6: Selected range ϵ as the fitting interval
- 7: Count the number N_{num} of points in interval ϵ
- 8: **If**
- 9: N_{num} greater than an acceptable threshold t , refitting the data sample points
- 10: **Otherwise**
- 11: Set the current model M as the best model
- 12: End algorithm
- 13: **Until** n is not less than the present termination times
- 14: Set model M in the model set M_n , which with the smallest fitting error in the previous step as the best model

Output: Model M

3) 第 8~12 行是提前终止的条件,如果 N_{num} 大于可接受的阈值 t ,则重新拟数据采样点。否则,将当前模型 M 设置为最佳模型,算法结束。

4) 第 13~14 行是当 n 不小于预设终止次数时执行终止的条件,并在模型集合 M_n 中选择模型 M ,该模型是在上一步中具有最小拟合误差的模型,将其设置为最佳模型。

2.3 图像拼接

为获得完整植株图像,需要对进行精确匹配后获得的植株图像进行拼接,拼接图像采用的是局部填充与带权叠加结合的方式,图像的拼接公式如下:

$$O(x, y) = \begin{cases} I_1(x, y), & (x, y) \in I_1 \\ \alpha \times I_1(x, y) + \beta \times I_2(x, y), & (x, y) \in I_1 \cap (x, y) \in I_2, \\ I_2(x, y), & (x, y) \in I_2 \end{cases} \quad (14)$$

式中: I_1 为参与投影变换后的基准图像; I_2 为参与投影变换后的待拼接匹配图像; α 和 β 分别为图像 1 以及图像 2 在进行图像加权叠加时的权重数值,其中 $\alpha = (X_2 - X_i)/(X_2 - X_1)$, $\beta = (X_i - X_1)/(X_2 - X_1)$, $0 < \alpha < 1$, $0 < \beta < 1$, $\alpha + \beta = 1$, X_1 和 X_2 是图像叠加部分的横坐标位置, X_i 是区域内待拼接区域的像素的横坐标; $O(x, y)$ 是图像经过拼接以后的输出图像。

2.4 植株图像轮廓提取

提取已经获得的图像轮廓需要用到轮廓提取算子,不同图像具有不同灰度级别,图像的边界处也会有明显的边缘痕迹,因此利用此特征可以对图像进行轮廓提取,图像轮廓提取的过程中经常使用的是一阶和二阶导数,各种轮廓提取算子就是利用导数分割原理进行实例化计算的,是可以直接使用的一种计算方法。

常用的轮廓提取算法有 Canny、Sobel、Laplacian、Roberts、Prewitt 等,且使用各算法产生的效果往往不同。

3 实验与结果分析**3.1 实验图像采集平台**

实验采用安徽农业大学智慧农业技术与装备安徽省重点实验室的机器人实验设备,如图 2 所示。图像采集使用机器人前端的 Intel RealSense D435i 深度相机,深度相机能够在获取图像的同时得到图像的深度信息,可以方便和准确地感知周围的环境变化。数据使用机器人后端的图形工作站处理,工作站使用 C++ 语言和 OpenCV 3.4.1 库在 VS2015 平台进行调试和实验,处理深度相机获取的图像数据。实验图像数据为安徽农业大学农翠园玉米试验田白天自然光照环境下机器人采集的相机与机器人机械臂不同夹角下的玉米植株图像,如图 3(a)~(d) 所示。实验使用经压缩处理后像素比大小分别为 1080 pixel × 730 pixel 的图像 [图 3(a)] 和 1640 pixel × 1080 pixel 的图像 [图 3(b)] 进行对比。为验证所提算法的有效性,分别采用 SIFT 算法 + RANSAC 算法、SURF 算法 + RANSAC 算法、ORB 算法 + RANSAC 算法、F-B 算法 + RANSAC 算法进行特征点提取、特征点筛选、特征点匹配以及图像拼接对比。参数设置上除所提算法外, SIFT、SURF、ORB 算法均使用默认参数进行实验。

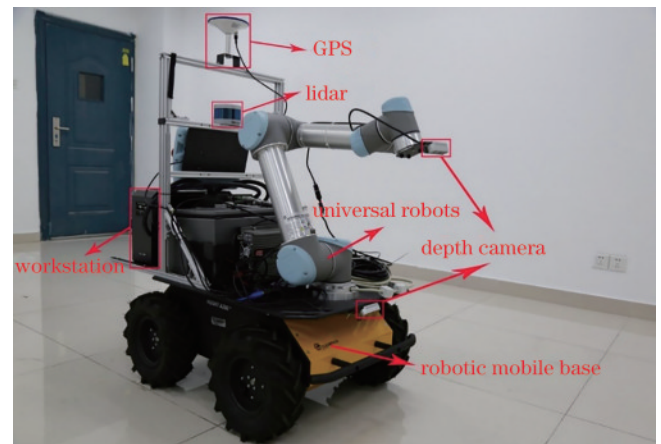


图 2 机器人实验平台

Fig. 2 Robot experimental platform

3.2 实验结果

特征点匹配时,以图 3(a)、(b) 图像进行实验,分别使用 SIFT 算法、SURF 算法、ORB 算法以及 F-B 算法进行特征点匹配对比。各算法特征点匹配的结果如图 4 所示,可以看出,使用 SIFT、SURF、ORB 算法对图像进行特征点匹配时,错误匹配情况较为明显,如图 4 前 3 行所示,使用 F-B 算法时,特征点误配情况有较大幅度的改善,如图 4 第 4 行所示。

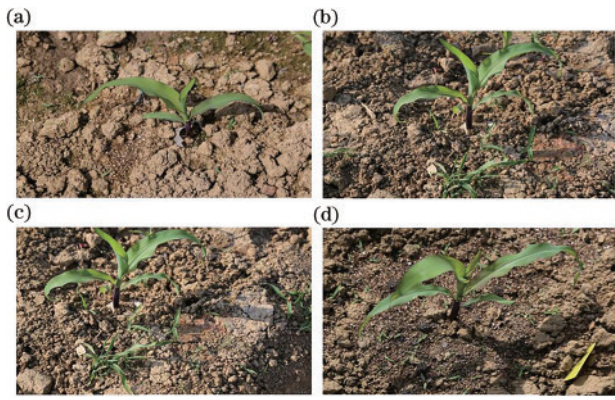


图3 实验玉米植株图像。(a)三叶一心时期30°; (b)三叶一心时期45°; (c)三叶一心时期45°; (d)四叶一心时期15°
Fig. 3 Experimental maize plant images. (a) One bud with three leaves 30°; (b) one bud with three leaves 45°; (c) one bud with three leaves 45°; (d) one bud with four leaves 15°

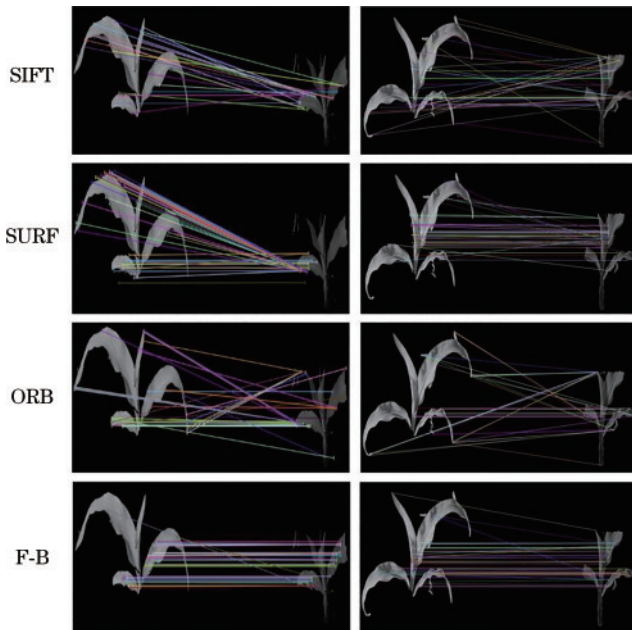


图4 各算法效果对比

Fig. 4 Comparison of different algorithms

3.3 各算法运行时间及匹配准确度对比分析

使用图像特征点匹配的正确率 R_c 对图像匹配的正确率进行对比。图像特征点匹配的正确率 R_c 计算公式如下:

$$R_c = \frac{N_c}{N_s} \quad (15)$$

式中: N_c 为正确匹配对数; N_s 为经过 RANSAC 筛选后的特征点总对数。

不同算法数据用时、特征点数目、匹配数目以及准确率对比结果如表1和表2所示(表1对应图4第1列图像,表2对应图4第2列图像)。从两表的运行时间可知,图像的像素比大小与各算法的运行时间存在一定的正相关关系。对比4种算法的运行时间发现,F-B

表1 各算法用时、特征点数目、匹配数目以及准确率对比

Table 1 Comparison of the time, the number of feature points, the number of matching, and the accuracy of each algorithm

Algorithm	Time /s	Keypoints 1	Keypoints 2	N_c/N_s	$R_c / \%$
SIFT	1.293	170	116	11/50	22.00
SURF	1.845	660	238	28/50	56.00
ORB	0.638	794	609	32/50	64.00
F-B	0.534	384	282	42/50	84.00

表2 各算法用时、特征点数目、匹配数目以及准确率对比

Table 2 Comparison of the time, the number of feature points, the number of matching, and the accuracy of each algorithm

Algorithm	Time /s	Keypoints 1	Keypoints 2	N_c/N_s	$R_c / \%$
SIFT	2.228	308	87	23/50	46.00
SURF	3.912	2276	957	39/50	78.00
ORB	1.157	800	800	26/50	52.00
F-B	0.802	818	585	43/50	86.00

算法的运行时间相较其他3种算法而言,总运行时间最低。

对比表1、表2筛选后正确特征点匹配对数可知,SIFT、SURF、ORB算法在玉米植株图像特征点对中经过RANSAC筛选出50组距离最小的特征匹配点对后仍然存在着大量误匹配点,使用F-B算法的匹配图像在处理匹配准确度相对于SIFT、SURF、ORB算法有明显的提升,且图像匹配平均准确率高于80%。

综合表1和表2数据可知:使用所提算法进行图像特征点匹配时,对比SIFT、SURF、ORB算法匹配效果有明显的提升,匹配用时较少且匹配的准确率高,能够满足玉米植株图像特征点匹配时实时性和精准度的要求。

3.4 各算法轮廓提取完整度对比分析

得到玉米植株完整图像后对图像进行轮廓提取操作,为验证最终的轮廓提取效果,两组实验选用5种经典的轮廓提取算子(Canny、Sobel、Laplacian、Roberts和Prewitt)对4组玉米植株图像进行轮廓提取,结果如图5所示。其中,图5(a)、(b)分别为采用传统的HSV方式和所提方法提取的玉米植株轮廓图像,图5(c)、(d)相较于图5(a)、(b)在对图片进行轮廓提取时增加了中值滤波和高斯平滑处理,验证干扰和噪声对轮廓提取带来的影响。从图5能够明显看出,仅使用HSV提取的植株轮廓图像[图5(a)、(c)]存在根部轮廓提取缺失的问题,而由所提方法提取的植株轮廓图像[图5(b)、(d)]则完整显示出了玉米植株的完整轮廓。

采用轮廓提取后图像占整幅图像百分比作为评价指标,记使用所提方法和HSV进行轮廓提取时的百分比分别为 R_p 和 R_{HSV} ,并记它们的差值为 C_a :

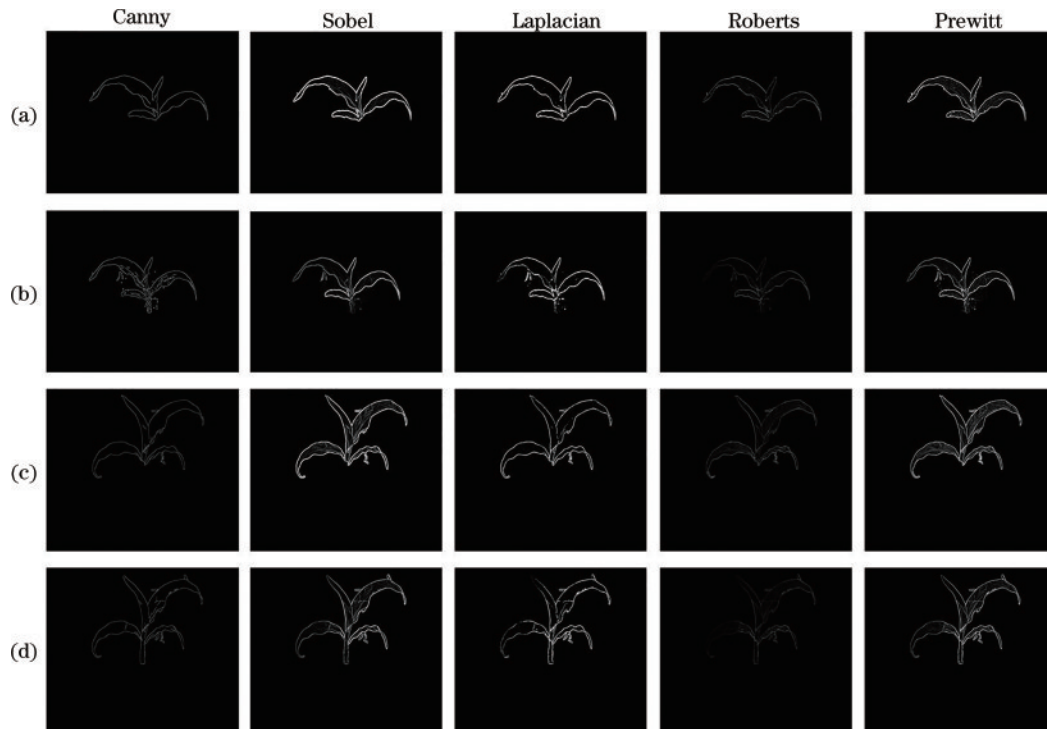


图 5 各轮廓提取算法效果。(a)HSV;(b)所提方法;(c)降噪后 HSV;(d)降噪后所提方法

Fig. 5 Effect of each contour extraction algorithm. (a)HSV; (b) proposed method; (c) HSV after noise reduction; (d) proposed method after noise reduction

$$R_p = \frac{N_w}{N_a} \times 100\%, \quad (16)$$

$$C_d = R_p - R_{HSV}, \quad (17)$$

式中: N_w 和 N_a 分别为轮廓提取图像后图像所占的有效像素点数目和整张图片所占的有效像素点数目。具体数据如表 3 和表 4 所示, 表 3 为未经过中值滤波和高斯平滑处理的结果, 表 4 为经过中值滤波和高斯平滑处理后的结果。

表 3 不同方法在各轮廓提取算法下的图像占比及差值

Table 3 Proportion and difference of different methods in each contour extraction algorithm unit: %

Algorithm	Canny	Sobel	Laplacian	Roberts	Prewitt
R_p	2.01	7.18	2.29	6.49	7.47
R_{HSV}	1.33	6.44	2.13	5.55	6.11
C_d	0.68	0.74	0.16	0.94	1.36

表 4 不同方法在各轮廓提取算法下的图像占比及差值

Table 4 Proportion and difference of different methods in each contour extraction algorithm 2 unit: %

Algorithm	Canny	Sobel	Laplacian	Roberts	Prewitt
R_p	1.53	7.95	2.40	7.09	7.89
R_{HSV}	1.30	7.71	2.15	6.82	7.40
C_d	0.23	0.24	0.25	0.27	0.49

从表 4 的差值 C_d 可知, 经过中值滤波和高斯平滑处理后 Canny、Sobel、Laplacian、Roberts 的差值较为接近, 均保持在 0.25% 左右, 而 Prewitt 的差值为

0.49%。从表 3 可以看出, 未经处理的两组图像差值 C_d 对比表 4 中两组图像差值 C_d 整体波动较大, 经过中值滤波和高斯平滑处理后两组图像间差值明显缩小, 同时可以发现, 使用不同轮廓提取方法对实验图像的差值影响程度不同。对图 5(a)、(b) 及图 5(c)、(d) 图片组垂直方向对比可以发现, 所提方法能够有效保留玉米植株的根部, 提取出玉米植株的完整轮廓。使用 5 种经典的轮廓提取算子, 从水平方向对图 5(a)、(b)、(c)、(d) 图片组进行轮廓提取效果对比可以发现, 在使用 Canny 算子和 Roberts 算子提取图像轮廓时出现了轮廓不清晰的情况, Laplacian 算子在提取时则出现了根部少量缺失的情况, 而 Prewitt 算子则出现了噪点被明显强化的情况。使用 Sobel 算子提取玉米植株轮廓时, 其提取出的轮廓相比于其他轮廓提取算子保持了良好的清晰度和完整性, 在一定程度上反映出玉米植株轮廓的完整状态, 能够满足对玉米植株进行完整轮廓提取的要求。故选用 Sobel 算子对玉米植株图像进行轮廓提取效果较好。

4 结 论

对农业机器人田间环境下提取玉米植株轮廓图像的实际应用问题进行研究, 针对传统轮廓提取方法存在玉米植株轮廓图像根部提取不全甚至是缺失的问题, 提出一种改进的玉米植株轮廓提取方法。使用 HSV 颜色空间和 RGB 通道分离方式分别对玉米植株的绿色叶片部分和红色根部进行提取, 处理完成后对

根部和叶部图像使用 F-B 算法进行特征点提取和匹配,图像拼接使用匹配时的特征点信息作为参考,得到玉米植株图像并选用 Sobel 算子提取植株轮廓。实验结果表明,F-B 算法与传统的 SIFT、SURF 和 ORB 图像匹配算法相比,平均处理时间最短。在图像匹配精度方面,F-B 算法与 SIFT、SURF 和 ORB 算法相比均有提升,进行特征点匹配时的准确率高达 80% 以上。同时为了验证多种轮廓提取算子提取玉米植株图像轮廓时的效果,使用 Canny、Sobel、Laplacian、Robert 和 Prewitt 等 5 种轮廓提取算子分别对 4 组拼接后的玉米植株图像进行轮廓提取处理。实验结果表明,使用中值滤波和高斯平滑处理可以有效降低图像噪声对图片轮廓提取的影响,轮廓提取时 Sobel 算子与其他 4 种算子相比图像清晰度和完整度最好,能在一定程度上反映出玉米植株轮廓的状态,能够满足对玉米植株进行完整轮廓提取的要求。综上所述,改进的玉米植株轮廓提取方法可以在保持图像特征点匹配准确率的同时快速且有效地将农田环境下玉米植株的轮廓提取出来。接下来将针对农业机械人的田间环境监测和运动行为规划等农业生产应用问题,尝试使用更多机器视觉手段进行实验和探究,提高农业机器人田间的可靠性和高效性。

参 考 文 献

- [1] 司永胜, 乔军, 刘刚, 等. 基于机器视觉的苹果识别和形状特征提取[J]. 农业机械学报, 2009, 40(8): 161-165, 73.
Si Y S, Qiao J, Liu G, et al. Recognition and shape features extraction of apples based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(8): 161-165, 73.
- [2] 马稚昱, 清水浩, 辜松. 基于机器视觉的菊花生长自动无损监测技术[J]. 农业工程学报, 2010, 26(9): 203-209.
Ma Z Y, Qing S H, Gu S. Non-destructive measurement system for plant growth information based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2010, 26(9): 203-209.
- [3] 吴刚, 吴云帆, 陈度, 等. 基于机器视觉的玉米果穗性状参数测量方法研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(S2): 357-365.
Wu G, Wu Y F, Chen D, et al. Measurement method of maize ear characters based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(S2): 357-365.
- [4] 张亚静, Shibusawa Sakae, 李民赞. 基于机器视觉的番茄内部品质预测[J]. 农业工程学报, 2010, 26(S2): 366-370.
Zhang Y J, Shibusawa S, Li M Z. Prediction of tomato inner quality based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2010, 26(S2): 366-370.
- [5] 贾少鹏, 高红菊, 杭潇. 基于深度学习的农作物病虫害图像识别技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2019, 50(S1): 313-317.
Jia S P, Gao H J, Hang X. Research progress on image recognition technology of crop pests and diseases based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(S1): 313-317.
- [6] dos Santos Ferreira A, Matte Freitas D, Gonçalves da Silva G, et al. Weed detection in soybean crops using ConvNets[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 143: 314-324.
- [7] Arroyo J, Guijarro M, Pajares G. An instance-based learning approach for thresholding in crop images under different outdoor conditions[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 127: 669-679.
- [8] 伍艳莲, 赵力, 姜海燕, 等. 基于改进均值漂移算法的绿色作物图像分割方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(24): 161-167.
Wu Y L, Zhao L, Jiang H Y, et al. Image segmentation method for green crops using improved mean shift[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(24): 161-167.
- [9] 张志斌, 罗锡文, 臧英, 等. 基于颜色特征的绿色作物图像分割算法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(7): 183-189.
Zhang Z B, Luo X W, Zang Y, et al. Segmentation algorithm based on color feature for green crop plants[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2011, 27(7): 183-189.
- [10] 宋宇, 刘永博, 刘路, 等. 基于机器视觉的玉米根茎导航基准线提取方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(2): 38-44.
Song Y, Liu Y B, Liu L, et al. Extraction method of navigation baseline of corn roots based on machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(2): 38-44.
- [11] 刘杰, 游品鸿, 占建斌, 等. 改进 SIFT 快速图像拼接和重影优化[J]. 光学精密工程, 2020, 28(9): 2076-2084.
Liu J, You P H, Zhan J B, et al. Improved SIFT fast image stitching and ghosting optimization algorithm[J]. Optics and Precision Engineering, 2020, 28(9): 2076-2084.
- [12] 丁国绅, 乔延利, 易维宁, 等. 基于高光谱图像的改进 SIFT 特征提取与匹配[J]. 光学精密工程, 2020, 28(4): 954-962.
Ding G S, Qiao Y L, Yi W N, et al. Improved SIFT feature extraction and matching technology based on hyperspectral image[J]. Optics and Precision Engineering, 2020, 28(4): 954-962.
- [13] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [14] Zhang W P, Li X J, Yu J F, et al. Remote sensing image mosaic technology based on SURF algorithm in agriculture[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2018, 2018(1): 85.
- [15] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 2564-2571.

- [16] 郭丙轩, 罗光光, 肖雄武, 等. Forstner特征点分类和精确定位方法探讨[J]. 科学技术与工程, 2016, 16(16): 73-78.
Guo B X, Luo G G, Xiao X W, et al. Forstner feature point classification and precise location method[J]. Science Technology and Engineering, 2016, 16(16): 73-78.
- [17] 贺一楠, 耿娟, 秦军, 等. 结合Forstner与NCC约束的UAV图像配准研究[J]. 国土资源遥感, 2015, 27(1): 48-54.
He Y N, Geng J, Qin J, et al. Integration of Forstner and NCC constraint for UAV image registration[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2015, 27(1): 48-54.
- [18] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: binary robust independent elementary features[C]//Daniilidis K, Maragos P, Paragios N. Computer vision-ECCV 2010. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2010, 6314: 778-792.
- [19] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[M]//Readings in computer vision. Amsterdam: Elsevier, 1987: 726-740.
- [20] 谷雨, 周阳, 任刚, 等. 结合最佳缝合线和多分辨率融合的图像拼接[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(6): 842-851.
Gu Y, Zhou Y, Ren G, et al. Image stitching by combining optimal seam and multi-resolution fusion[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(6): 842-851.
- [21] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [22] Prewitt J M S. Object enhancement and extraction[M]//Lipkin B, Rosenfeld A. Picture processing and psychophysics. New York: Academic Press, 1970: 75-149.