doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.S1.003

基于特征工程的大田作物行中心线识别方法

张　硕　刘　禹　熊　坤　翟志强　朱忠祥　杜岳峰
（中国农业大学工学院，北京 100083）

摘要：针对大田作物行特征复杂多样，传统作物行识别方法鲁棒性不足、参数调节困难等问题，该研究提出一种基于特征工程的大田作物行识别方法。以苗期棉花作物行冠层为识别对象，分析作物行冠层特点，以 RGB 图像和深度图像为数据来源，建立作物行冠层特征表达模型。运用特征降维方法提取作物行冠层的关键特征参数，降低运算量。基于支持向量机技术建立作物行冠层特征分割模型，提取作物行特征点。结合随机抽样一致算法和主成分分析技术建立作物行中心线检测方法。以包含不同光照、杂草、相机位姿的棉花作物行图像为测试数据，运用线性核、径向基核和多项式核的支持向量机分类器开展作物行冠层分割试验；对比分析典型 Hough 变换、最小二乘法和所建作物行中心线检测方法的性能。结果表明，径向基核分类器的分割精度和鲁棒性最优；所建作物行中心线检测方法的精度和速度最优，航向角偏差平均值为 0.80°、标准差为 0.73°；横向位置偏差平均值为 0.90 像素，标准差为 0.76 像素；中心线拟合时间平均值为 55.74 ms/f，标准差为 4.31 ms/f。研究成果可提高作物行识别模型的适应性，减少参数调节工作量，为导航系统提供准确的导航参数。

关键词：作物行识别；大田作物；冠层分割；支持向量机；双目视觉；机器学习
中图分类号：TP391.4　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2023)S1-0018-09

Center Line Detection of Field Crop Rows Based on Feature Engineering

ZHANG Shuo　LIU Yu　XIONG Kun　ZHAI Zhiqiang　ZHU Zhongxiang　DU Yuefeng
(*College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Aiming at the complexity and diversity of the characteristics of field crop rows, the lack of robustness of the traditional crop row detection method, and the difficulty of parameter adjustment, a field crop row detection method based on feature engineering was proposed. Taking the seedling cotton crop row canopy as the recognition object, the crop row canopy characteristics were analyzed, and the feature expression model of the canopy of cotton crop was established with RGB image and depth image as the data source. The key feature parameters of crop row canopy were extracted by using feature dimensionality reduction method to reduce the amount of computation. A crop canopy feature segmentation model was established based on support vector machine technology to extract crop feature points. The method of crop row centerline detection was established by combining random sample consensus algorithm and principal component analysis. Using cotton crop row images with different illumination, weed and camera positions as test data, SVM classifiers with linear, RBF, and polynomial kernels were employed to conduct crop row canopy segmentation experiments. The performance of typical Hough transform, linear square method and the established crop row centerline detection method was compared and analyzed. The results showed that the RBF classifier had the best segmentation accuracy and robustness. The accuracy and speed of the established crop row centerline detection method were the best. The mean value of heading angle deviation was 0.80° and the standard deviation was 0.73°; the mean value of lateral position deviation was 0.90 pixels and the standard deviation was 0.76 pixels; the mean value of centerline fitting time was 55.74 ms/f and the standard deviation was 4.31 ms/f. The research results can improve the adaptability of crop row detection model, reduce the workload of parameter adjustment, and provide accurate navigation parameters for navigation system.

Key words: crop row detection; field crop; canopy segmentation; support vector machine; binocular vision; machine learning

收稿日期：2023-07-12　修回日期：2023-08-29
基金项目：国家自然科学基金项目(32101622)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(2023TC083)
作者简介：张硕(2000—)，女，硕士生，主要从事农机装备环境感知技术研究，E-mail：zhangshuo1230909@163.com
通信作者：翟志强(1989—)，男，副教授，博士生导师，主要从事农机装备智能感知与自主导航技术研究，E-mail：zhaizhiqiang@cau.edu.cn

0　引言

智能农业机械装备在除草、播种、施肥、收获等多个方面发挥着重要的作用。智能农业机械装备在农田环境中需要依靠导航定位系统根据实际作物信息调整作业路径[1-2]。目前已有全球卫星导航定位系统(Global navigation satellite system,GNSS)、机器视觉以及激光雷达等多种传感方式获取导航定位信息[3-8]。机器视觉技术[9-11]通过识别作物行的方位特征直接获取相对定位参数,能够弥补 GNSS 绝对定位方式的不足,提高农业机械的自主定位能力和导航定位精度。

国内外研究人员在作物行识别方面开展了诸多研究。李霞等[12]通过均值法提取玉米特征点,采用中值点 Hough 变换拟合垄间两侧玉米苗的行线,最后利用夹角正切公式提取导航线,比传统的 Hough 变换处理速度加快 62.9 ms/f,比最小二乘法的拟合精度提高 7.12°。廖娟等[13]通过分区域统计秧苗的特征点,利用特征点间的近邻关系对特征点进行聚类,引入“趋势线”筛选特征点,最后利用最小二乘法拟合中心线,但该方法的计算量较大,消耗时间较长,难以满足实时性的要求。JIANG 等[14]采用移动窗口扫描的方法提取作物行特征点,采用 Hough 变换提取可能存在的所有小麦作物行,利用 K-means 聚类的方法寻找小麦行消失点的聚类中心,最终基于消失点准确提取真实的小麦行,但该方法在作物行缺株严重时,拟合中心线偏离程度较大。孟庆宽等[15]在 YCrCb 颜色空间下对图像进行预处理,降低光照变化对图像分割的影响,根据图像呈现作物行的特点建立作物行直线的约束模型,利用粒子群算法求解作物行直线的最优解。文献[16-17]基于双目视觉技术识别作物行,通过重建三维作物的高程图,利用三维点云信息和高程阈值筛选作物行的特征,但由于农田环境的复杂性,提取的作物图像中包含大量特征,使得图像处理时间较长,立体匹配难度大。翟志强等[18-20]为降低立体匹配的时间,提出了基于双目视觉的作物行特征点提取方法和立体匹配方法,运用角点描述作物行的特征。然而,传统作物行识别方法难以适应复杂多变的大田环境,存在参数调节困难、识别鲁棒性低等问题。随着人工智能技术的发展,深度学习相较于传统的机器学习方法,可以充分学习图像中的特征,在杂草检测[21-23]、病虫害检测[24-26]等场景应用广泛。在作物行中心线检测方面,研究人员也开始运用深度学习的技术解决问题。王珊珊等[27]基于 Faster R-CNN 神经网络模型提取水稻秧苗的特征点。张勤等[28]提出了基于 YOLO v3 目标检测的秧苗列中心线检测算法,输出秧苗的检测框,提取检测框内秧苗的角点特征,采用最小二乘法拟合中心线,试验结果显示,该方法提取秧苗中心线的平均角度误差为 0.97°,模型平均精度为 91.47%。BAH 等[29]基于全卷积神经网络 SegNet 检测作物行的特征,之后采用 Hough 变换和 CNN 建立的 HoughCNet 模型提取作物行直线,在甜菜数据集中测试,结果表明该方法准确率为 93.58%。虽然基于深度学习的方法可以更加全面地学习作物图像中的特征,但识别作物行的准确性依赖于数据集中样本数量。而由于田间环境的复杂性和农艺性状的多样性,数据集难以包含非常全面的农田场景信息,神经网络模型的泛化能力较差。

为解决上述问题,本文提出一种基于特征工程的作物行中心线识别方法。运用特征工程技术建立作物行特征提取方法,构建特征选择、特征降维和特征分割算法,提取作物行冠层特征点。建立基于随机抽样和主成分分析结合的直线拟合方法,检测作物行中心线。

1　图像数据采集

以苗期棉花为大田作物的典型代表,图像采集自中国农业大学上庄实验站。图像采集设备为 ZED 2i 型双目相机,焦距为 2.1 mm,双目镜头基线距离为 120 mm,图像采集速度为 30 f/s,图像分辨率为 1 280 像素×720 像素。图像包含为左、右目 RGB 图像和深度图像,图像存储格式为 BMP。其中,深度图像与左目图像对齐。相机中心的平均离地高度为 130 cm,平均俯视角约 35°。图像场景包括白天、傍晚、有无杂草等,部分场景如图 1 所示。

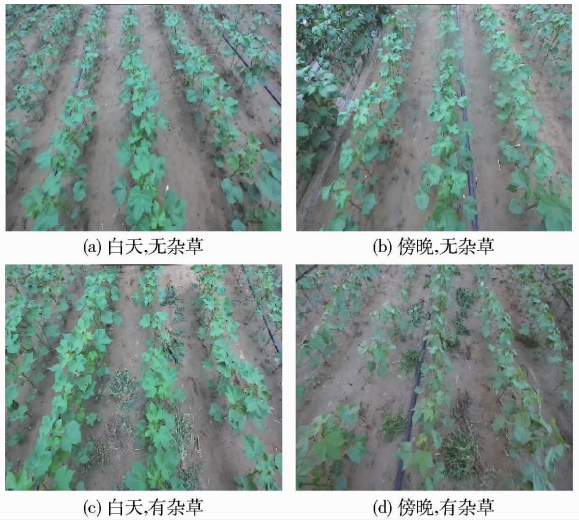


图 1　不同场景下的棉花作物左目图像

Fig. 1　Left eye images of cotton crops in different scenarios

2 作物行冠层特征提取

2.1 特征表达

大田环境场景复杂,作物图像中包含棉花、杂草、土壤、砂石、水管等多源信息。对于以 RGB 颜色空间表达的作物行图像,作物行冠层通常以绿色颜色分量为主,背景区域以红色或蓝色分量为主。对于作物行深度图像,由于作物行和背景在空间尺度上具有差异,作物行冠层和背景区域的视差属性区别较大。结合文献[11 - 13]和前期研究成果[18 - 20],以作物的 RGB 图像和深度图像作为数据来源建立特征表达模型,包含作物图像的颜色属性和空间位置信息,建立由 8 个颜色特征、5 个位置特征和 2 个深度特征组成的 15 维初始特征向量,即(r, g, b, $g-r$, $g-b$, $r-b$, $2r-g-b$, $2g-r-b$, row, col, x, y, z, D_1, D_2)。其中,r、g、b 为数据点的红、绿、蓝颜色分量;$g-r$、$g-b$、$r-b$、$2r-g-b$、$2g-r-b$(以下分别对应简称 gr、gb、rb、rgb、grb)为不同计算方式下的颜色指数,依次为绿减红、绿减蓝、红减蓝、过红和过绿;row 表示数据点的图像行坐标;col 表示是数据点的图像列坐标;x、y、z 依次为数据点在相机坐标系下的横向坐标、垂向坐标、纵向坐标;D_1 为图像缩放后的视差值;D_2 为图像缩放之前的视差值。定义数据标签,以图像中央作物行和左、右相邻作物行为识别对象,按照由左至右的顺序,依次定义冠层标签值为 1、2、3,非冠层区域标签值定义为 0。由此建立数据标签向量为(1, 2, 3, 0),表示左侧作物行、中央作物行、右侧作物行、非作物行。

结合人工辅助标注方法建立作物行图像数据集,具体流程如下:

(1)图像缩放。为减少图像处理时间,在尽可能保留作物图像的信息前提下,将图像尺寸缩放为 128 像素 ×128 像素。

(2)提取样本点。将图像分割为作物行冠层区域和非冠层区域。对于作物行冠层区域,各条作物行随机抽样 28 ~ 40 个样本点。对于非作物行冠层区域,随机抽样 140 ~ 160 个样本点。以图 1a 为例,样本点提取结果如图 2 所示,其中黄色表示提取的冠层样本点、紫色表示提取的非冠层样本点。

(3)计算各样本点对应的特征向量和标签向量。按照步骤(1)、(2),选择 400 幅作物行图像建立训练集。

2.2 特征降维

考虑作物行识别的实时性需求,为降低模型运算复杂度,采用特征降维方法提取作物行的关键特征参数。运用 Pearson 相关性分析算法对 15 维特征进行分析,任意两个特征的相关系数计算公式为

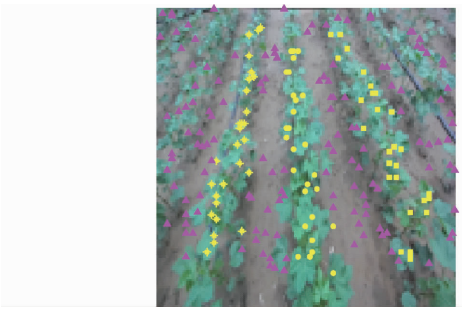


图 2 样本点提取效果

Fig. 2 Sample point extraction effect

$$R=\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\overline{X})(Y_i-\overline{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\overline{X})^2(Y_i-\overline{Y})^2}} \tag{1}$$

式中 R——两个特征之间的相关系数

X_i——特征 1 第 i 个数据

$\overline{X}$——特征 1 数据平均值

Y_i——特征 2 第 i 个数据

$\overline{Y}$——特征 2 数据平均值

n——特征中总数据量

相关性分析结果如图 3 所示,行、列相交值为 2 个特征之间的相关系数 R。相关系数绝对值 $|R|$ 越大,表示两个特征之间的相关性越高。设定当 $|R|\geqslant 0.7$ 时,两个特征为强相关,保留其中一个特征。由此将 15 维特征向量降至 6 维,包括:r、g、grb 共 3 个颜色特征、row、col 共 2 个位置相关特征以及 D_1 共 1 个深度图像特征。

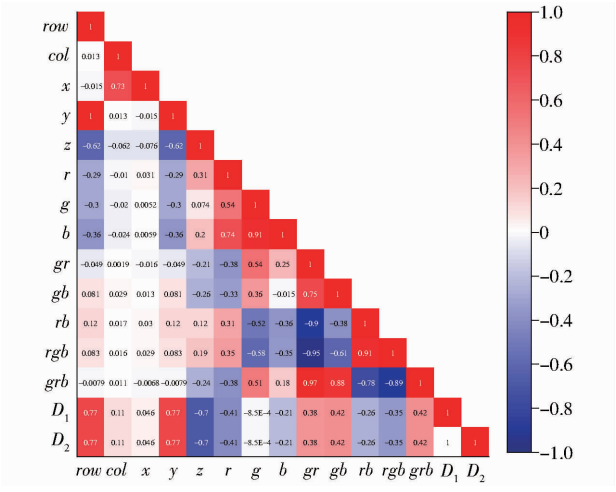


图 3 特征相关性分析图

Fig. 3 Feature correlation analysis diagram

2.3 特征分割

运用支持向量机(Support vector machine, SVM)算法[30 - 31]建立作物行冠层分割模型,提取作

物行冠层特征点。SVM 的基本思想是求解可以正确划分训练数据集并且可以使几何间隔最大的分离超平面。由于作物行样本数据线性不可分，需要引入核函数进行非线性变换，将样本映射到更高维的特征空间，在高维特征空间中实现线性可分。核技巧可以使硬间隔线性 SVM 的对偶型计算简化，减少计算复杂度，引入核函数得到相应的硬间隔核化 SVM 的对偶型，计算公式为

$$F = \min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{m} \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j) - \sum_{i=1}^{m} \alpha_i \quad (2)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^{m} \alpha_i y_i = 0 \\ \alpha_i \geqslant 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中　α_i、α_j——拉格朗日乘子（常数）

y_i、y_j——标签值

$k(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j)$——核函数

m——SVM 基本型中不等式约束总数量

根据作物行标签向量维度，将作物行特征分割看作四分类问题，模型输入为左目 RGB 图像和深度图像，输出为作物行特征点分割结果。运用线性核、径向基核和多项式核函数进行分类器模型训练，考察作物行冠层特征分割效果。3 种核函数计算公式为：

线性核

$$k(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j) = \boldsymbol{x}_i \boldsymbol{x}_j \quad (4)$$

径向基核

$$k(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j) = \exp\left(-\frac{|\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_j|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (5)$$

多项式核

$$k(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j) = (a \boldsymbol{x}_i^{\mathrm{T}} \boldsymbol{x}_j + c)^p \quad (6)$$

式中　σ——径向基核函数超参数

a——多项式核函数超参数

c——多项式核函数超参数

p——多项式核函数阶数

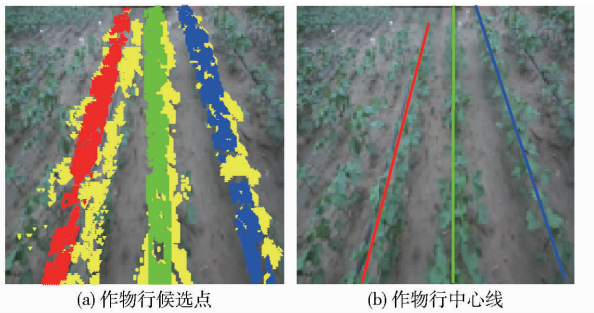
3　作物行中心线检测

考虑到特征分割后所得特征点可能包含少量杂草噪声或错误的特征点，为降低数据干扰，根据前期研究成果，运用基于随机抽样一致和主成分分析的方法[32-34]拟合作物行中心线，具体步骤如下：

（1）针对所得作物行冠层特征点，运用随机抽样一致（Random sample consensus，RANSAC）算法提取各条作物行的候选点。

（2）运用主成分分析法（Principal component analysis，PCA）拟合作物行中心线。求解各作物行区域候选点的主轴，以长轴为作物行中心线。

以测试集中傍晚棉花图像为例，经过 RANSAC 筛选后，删掉了作物行中分割错误的特征点。如图 4a 所示，黄色表示原始作物行特征点，符号▽、○、△依次表示左侧、中央、右侧作物行区域的像素点；红、绿、蓝色分别表示相应作物行区域内经 RANSAC 算法筛选后得到的候选点。运用该方法检测作物行中心线，结果如图 4b 所示，所得作物行中心线位于冠层中央区域，可用于表达作物行的导引参数。



(a) 作物行候选点　　(b) 作物行中心线

图 4　中心线拟合结果

Fig. 4　Center line fitting results

4　试验

4.1　试验条件

图像测试集为随机选择的 100 幅棉花作物图像，包含晴天、傍晚、有无杂草、不同相机俯仰角度、不同相机离地面高度等多个场景。图像处理软件运用 Matlab R2021b 开发。试验平台为计算机，主要配置为：12th Gen Intel（R） Core（TM） i7 - 12700 CPU、运行内存为 32 GB、Windows 10 系统、RTX 3070 Ti 显卡。

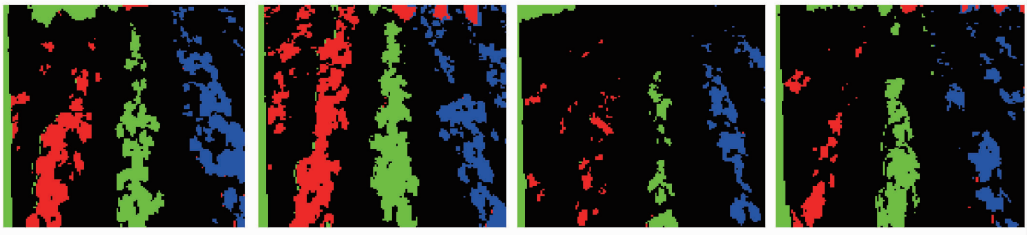
4.2　作物行特征提取试验

运用基于 SVM 的特征分割方法，提取作物行特征。对比线性核、径向基核、多项式核 3 种核函数分类器模型在数据降维前（15 维特征向量）、降维后（6 维特征向量）的特征提取的效果，部分图像处理结果如图 5 所示。图 5a 为分割模型输入的左目 RGB 图像。图 5b 为 15 维特征的线性核函数分割结果，图 5c 为 6 维特征的线性核函数分割结果。图 5d 为 15 维特征的径向基核函数分割结果，图 5e 为 6 维特征的径向基核函数分割结果。图 5f 为 15 维特征的多项式核函数分割结果，图 5g 为 6 维特征的多项式核函数分割结果。图 5 中红色、绿色、蓝色和黑色像素分别表示左侧作物行、中央作物行、右侧作物行和非作物行区域的特征点分割结果。

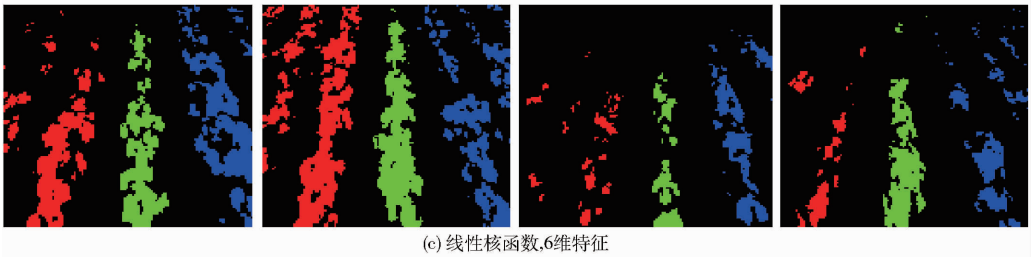
由图 5 可见，3 种内核的 SVM 分类器均能直接分割作物行冠层特征，简化了传统图像处理流



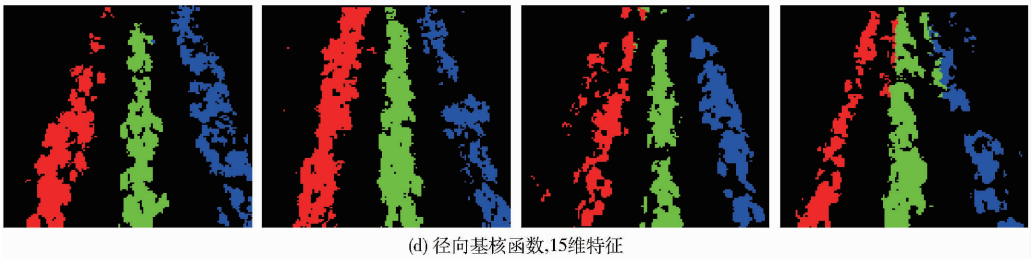
(a) 原图



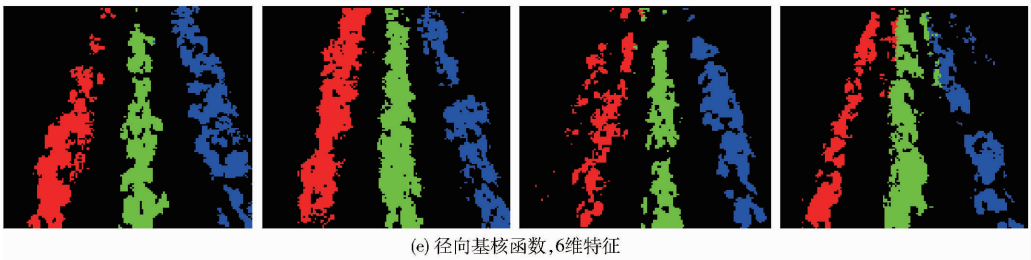
(b) 线性核函数,15维特征



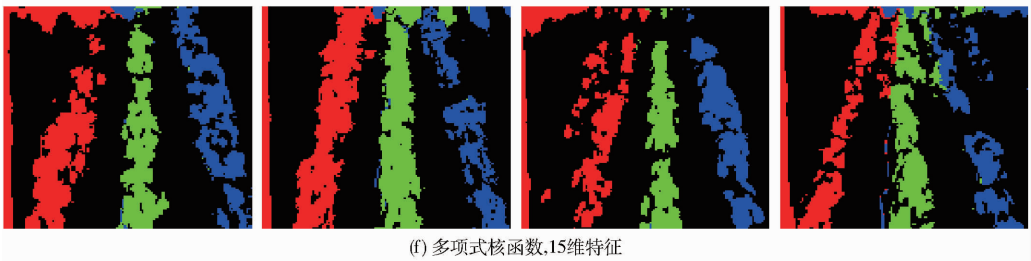
(c) 线性核函数,6维特征



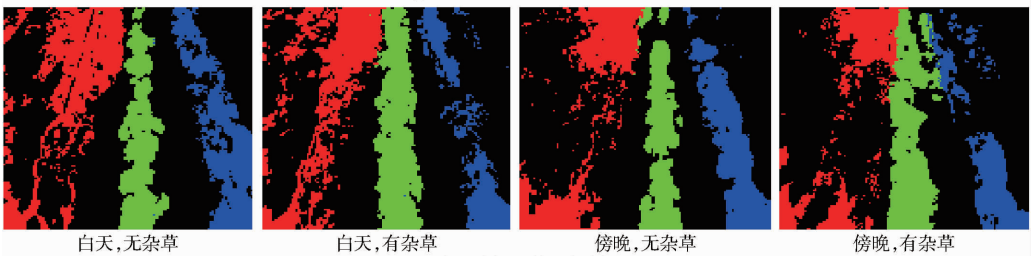
(d) 径向基核函数,15维特征



(e) 径向基核函数,6维特征



(f) 多项式核函数,15维特征



白天,无杂草 白天,有杂草 傍晚,无杂草 傍晚,有杂草

(g) 多项式核函数,6维特征

图 5 作物行特征分割结果

Fig. 5 Crop row feature segmentation results

程。其中，径向基核分割效果最优，错误分割的作物行特征点最少；线性核分类器分割效果次之，在数据降维前出现过拟合情况，在数据降维后产生欠拟合现象；多项式核分类器的总体分割效果较差，在数据降维前、后都出现过拟合情况。数据降维后线性核、径向基核和多项式核分类器模型训练用时为 8.78、6.58、101.41 min，较数据降维前分别减少约 52.07%、14.77% 和 18.75%；单帧图像预测用时为 0.032、0.97、0.81 s，较数据降维前分别减少约 27.48%、19.17% 和 27.68%。结果表明，数据降维后特征分割的综合性能更优。综上，选择基于径向基核的 SVM 分类器提取作物行特征。

4.3　作物行中心线检测试验

采用典型 Hough 变换[35-36]、最小二乘法[37-38]（Linear square method，LSM）拟合作物行中心线，与本文建立的 RANSAC + PCA 方法对比。评价指标为中心线拟合时间 t、航向角偏差 θ 和横向位置偏差 d，计算方法如图 6 所示。具体计算公式为

$$t = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} t_i \tag{7}$$

$$\theta = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\frac{1}{q}\sum_{j=1}^{q}\arctan\left|\frac{k_{1j}-k_{2j}}{1+k_{1j}k_{2j}}\right|\right) \tag{8}$$

$$d = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\frac{1}{q}\sum_{j=1}^{q} d_j\right) \tag{9}$$

式中　j——作物图像中第 j 条中心线

q——作物图像中中心线总数量

N——测试集中棉花作物图像数量

t_i——第 i 幅图像中心线拟合时间，ms

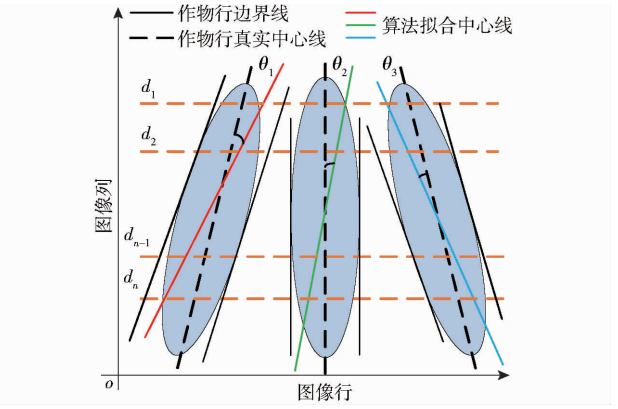


图 6　评价指标理论示意图

Fig. 6　Evaluation index theory diagram

k_{1j}——图像中第 j 条作物行真实中心线斜率

k_{2j}——图像中第 j 条作物行算法拟合中心线斜率

d_j——图像中第 j 条作物行横向位置偏差，像素

图像场景下作物行中心线检测结果如图 7 所示。应用本文建立的 RANSAC + PCA 方法所得中心线位于作物行冠层中央区域，准确性最高。当缺苗或断行严重时，Hough 变换中心线拟合偏差较大。LSM 作物行中心线拟合精度最低。计算 Hough 变换、LSM 和本文方法得到的作物行中心线评价指标，平均航向角分别为 2.18°、2.31° 和 1.39°；平均横向位置偏差分别为 4.43、5.74、3.27 像素。在杂草情况下，LSM 的误差最大，Hough 变换次之，本文方法的误差最小，得到 3 种方法对应的评价指标，平均航向角分别为 0.76°、3.05° 和 0.47°；平均横向位置偏差分别为 0.97、4.22、0.48 像素。综合分析，本

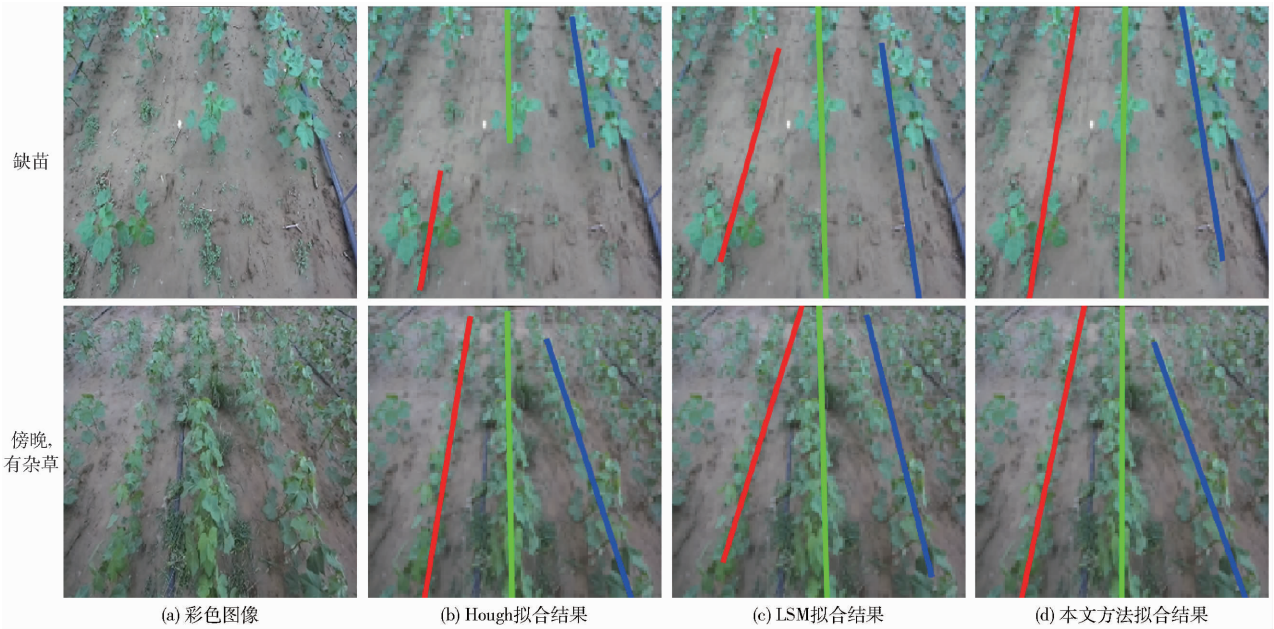


图 7　部分场景下作物行中心线检测结果

Fig. 7　Crop row centerline detection results in some scenarios

文方法在杂草和缺苗、断行等场景下,仍可准确、稳定地提取作物行中心线。统计测试集中典型 Hough 变换、LSM 和本文所建方法的作物行中心线检测结果,如图 8 和表 1 所示。

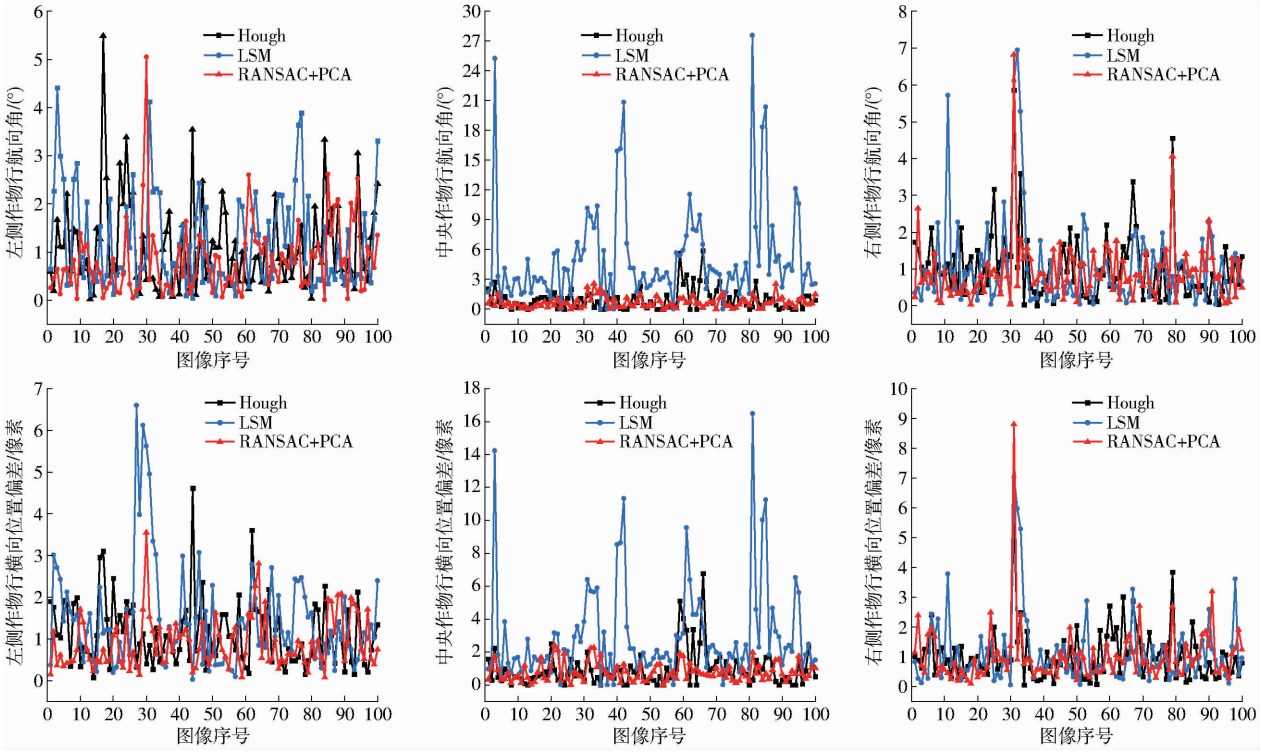


图 8 作物行中心线检测结果对比

Fig. 8 Comparison of crop row centerline detection results

表 1 作物行中心线评价指标统计数据

Tab. 1 Crop row centerline evaluation index statistics

参数	方法	平均值	标准差	均方根误差	最大值
航向角/(°)	Hough	1.04	0.98	1.43	5.90
	LSM	2.50	3.64	4.41	27.58
	RANSAC + PCA	0.80	0.73	1.08	6.81
横向位置偏差/像素	Hough	1.03	0.92	1.39	6.78
	LSM	1.85	2.12	2.82	16.49
	RANSAC + PCA	0.90	0.76	1.18	8.80
拟合时间/(ms·f^{-1})	Hough	62.32	5.94	62.60	73.43
	LSM	180.94	30.49	183.47	249.72
	RANSAC + PCA	55.74	4.31	55.90	64.30

由图 8 和表 1 可知,本文所建方法的作物行中心线检测偏差最小、波动幅度最小;LSM 的检测结果偏差最大;Hough 变换的检测偏差居中。本文所建方法的作物行中心线航向角偏差的平均值为 0.80°、标准差为 0.73°,较 Hough 变换减小 23.08%、25.51%;横向位置偏差平均值为 0.90 像素、标准差为 0.76 像素,较 Hough 变换减小 12.62%、17.39%;拟合时间为 55.74 ms/f,较 Hough 变换减少 10.56%。

综上结果表明,本文所建作物行中心线检测方法精度较高,可满足导航作业需求。

5 结论

(1)建立的基于 SVM 的作物行冠层分割模型能够根据训练样本自动确定模型参数,准确提取作物行特征点,简化了传统图像处理流程,降低了人工调节参数的工作量。

(2)建立的作物行中心线拟合方法精度较高。对于 128 像素 × 128 像素的图像,作物行中心线的航向角均方根误差为 1.08°,横向位置偏差均方根误差为 1.18 像素。

参 考 文 献

[1] 胡炼, 罗锡文, 曾山, 等. 基于机器视觉的株间机械除草装置的作物识别与定位方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(10): 12 - 18.
HU Lian, LUO Xiwen, ZENG Shan, et al. Plant recognition and localization for intra-row mechanical weeding device based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(10): 12 - 18. (in Chinese)

[2] JIANG Y, DING S, ZHAO D, et al. Straight-line tracking control of an agricultural vehicle with finite-time control technique [J]. Asian Journal of Control, 2015, 17(6): 1 - 11.

[3] 李祥光, 赵伟, 赵雷雷. 缺株玉米行中心线提取算法研究[J]. 农业工程学报, 2021, 37(18): 203 - 210.

LI Xiangguang, ZHAO Wei, ZHAO Leilei. Extraction algorithm of the center line of maize row in case of plants lacking[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(18): 203 - 210. (in Chinese)

[4] WANG H, NOGUCHI N. Navigation of a robot tractor using the centimeter level augmentation information via Quasi - Zenith satellite system[J]. Engineering in Agriculture, Environment and Food, 2019,12(4): 414 - 419.

[5] RADCLIFFE J, COX J, BULANON M D. Machine vision for orchard navigation[J]. Computers in Industry, 2018, 98:165 - 171.

[6] 刘路,潘艳娟,陈志健,等.高遮挡环境下玉米植保机器人作物行间导航研究[J].农业机械学报,2020,51(10):11 - 17.
LIU Lu, PAN Yanjuan, CHEN Zhijian, et al. Inter-rows navigation method for corn crop protection vehicles under high occlusion environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(10): 11 - 17. (in Chinese)

[7] HIGUTI H A V, VELASQUEZ B E A, MAGALHAES V D, et al. Under canopy light detection and ranging-based autonomous navigation[J]. Journal of Field Robotics, 2019, 36(3): 1 - 21.

[8] 杨洋, 马强龙, 陈志桢, 等. 激光雷达实时提取甘蔗垄间导航线[J]. 农业工程学报, 2022, 38(4): 178 - 185.
YANG Yang, MA Qianglong, CHEN Zhizhen, et al. Real-time extraction of the navigation lines between sugarcane ridges using LiDAR[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(4): 178 - 185. (in Chinese)

[9] 梁习卉子, 陈兵旗, 李民赞, 等. 质心跟踪视频棉花行数动态计数方法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(2): 175 - 182.
LIANG Xihuizi, CHEN Bingqi, LI Minzan, et al. Dynamic counting method of cotton rows in video based on centroid tracking [J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(2): 175 - 182. (in Chinese)

[10] 刁智华, 赵明珍, 宋寅卯, 等. 基于机器视觉的玉米精准施药系统作物行识别算法及系统实现[J]. 农业工程学报, 2015, 31(7): 47 - 52.
DIAO Zhihua, ZHAO Mingzhen, SONG Yinmao, et al. Crop line recognition algorithm and realization in precision pesticide system based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(7): 47 - 52. (in Chinese)

[11] 王侨,孟志军,付卫强,等.基于机器视觉的玉米苗期多条作物行线检测算法[J].农业机械学报,2021,52(4):208 - 220.
WANG Qiao, MENG Zhijun, FU Weiqiang, et al. Detection algorithm of multiple crop row lines based on machine vision in maize seedling stage[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 208 - 220. (in Chinese)

[12] 李霞, 苏筠皓, 岳振超, 等. 基于中值点 Hough 变换玉米行检测的导航线提取方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(5): 167 - 174.
LI Xia, SU Junhao, YUE Zhenchao, et al. Extracting navigation line to detect the maize seedling line using median-point Hough transform[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(5): 167 - 174. (in Chinese)

[13] 廖娟, 汪鹞, 尹俊楠, 等. 基于分区域特征点聚类的秧苗行中心线提取[J]. 农业机械学报, 2019, 50(11): 34 - 41.
LIAO Juan, WANG Yao, YIN Junnan, et al. Detection of seedling row centerlines based on sub-regional feature points clustering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(11): 34 - 41. (in Chinese)

[14] JIANG G, WANG X, WANG Z, et al. Wheat rows detection at the early growth stage based on Hough transform and vanishing point[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 123: 211 - 223.

[15] 孟庆宽, 张漫, 杨耿煌, 等. 自然光照下基于粒子群算法的农业机械导航路径识别[J]. 农业机械学报, 2016, 47(6): 11 - 20.
MENG Qingkuan, ZHANG Man, YANG Genghuang, et al. Guidance line recognition of agricultural machinery based on particle swarm optimization under natural illumination[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(6): 11 - 20. (in Chinese)

[16] ROVIRA-MÁS F, ZHANG Q, REID J F. Automated agricultural equipment navigation using stereo disparity images[J]. Transactions of the ASAE, 2004, 47(4): 1289 - 1300.

[17] KISE M, ZHANG Q, ROVIRA-MÁS F. A stereovision-based crop row detection method for tractor-automated guidance[J]. Biosystems Engineering, 2005, 90(4): 357 - 367.

[18] 翟志强, 朱忠祥, 杜岳峰, 等. 基于 Census 变换的双目视觉作物行识别方法[J]. 农业工程学报, 2016, 32(11): 205 - 213.
ZHAI Zhiqiang, ZHU Zhongxiang, DU Yuefeng, et al. Method for detecting crop rows based on binocular vision with Census transformation[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(11): 205 - 213. (in Chinese)

[19] ZHAI Z, ZHU Z, DU Y, et al. Multi-crop-row detection algorithm based on binocular vision[J]. Biosystems Engineering, 2016, 150: 89 - 103.

[20] 翟志强, 朱忠祥, 李臻, 等. 作物行识别算法的虚拟试验方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(增刊): 14 - 22.
ZHAI Zhiqiang, ZHU Zhongxiang, LI Zhen, et al. Virtual test method for algorithm of crop row detection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.): 14 - 22. (in Chinese)

[21] ALICIA A, MICHAEL S, MARCUS S, et al. Precision chemical weed management strategies: a review and a design of a new CNN-based modular spot sprayer[J]. Agronomy, 2022, 12(7):1620.

[22] SU Daobilige, QIAO Yongliang, KONG He, et al. Real time detection of inter-row ryegrass in wheat farms using deep learning [J]. Biosystems Engineering, 2021, 204: 198 - 211.

[23] JIN Xiaojun, SUN Yanxia, CHE Jun, et al. A novel deep learning-based method for detection of weeds in vegetables[J]. Pest

Management Science, 2022, 78(5): 1861 - 1869.

[24] 许景辉, 邵明烨, 王一琛, 等. 基于迁移学习的卷积神经网络玉米病害图像识别[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 230 - 236, 253.
XU Jinghui, SHAO Mingye, WANG Yichen, et al. Recognition of corn leaf spot and rust based on transfer learning with convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 230 - 236, 253. (in Chinese)

[25] 龙满生, 欧阳春娟, 刘欢, 等. 基于卷积神经网络与迁移学习的油茶病害图像识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(18): 194 - 201.
LONG Mansheng, OUYANG Chunjuan, LIU Huan, et al. Image recognition of *Camellia oleifera* diseases based on convolutional neural network & transfer learning[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(18): 194 - 201. (in Chinese)

[26] LIU Jun, WANG Xuewei. Plant diseases and pests detection based on deep learning: a review[J]. Plant Methods, 2021, 17(1): 22.

[27] 王姗姗, 余山山, 张文毅, 等. 基于特征点邻域 Hough 变换的水稻秧苗行检测[J]. 农业机械学报, 2020, 51(10): 18 - 25.
WANG Shanshan, YU Shanshan, ZHANG Wenyi, et al. Detection of rice seedling rows based on Hough transform of feature point neighborhood[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(10): 18 - 25. (in Chinese)

[28] 张勤, 王家辉, 李彬. 基于 YOLO v3 目标检测的秧苗列中心线提取方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(8): 34 - 43.
ZHANG Qin, WANG Jiahui, LI Bin. Extraction method for centerlines of rice seedings based on YOLO v3 target detection [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8): 34 - 43. (in Chinese)

[29] BAH M D, HAFIANE A, CANALS R. CRowNet: deep network for crop row detection in UAV images[J]. IEEE Access, 2020, 8: 5189 - 5200.

[30] 李慧, 祁力钧, 张建华, 等. 基于 PCA - SVM 的棉花出苗期杂草类型识别[J]. 农业机械学报, 2012, 43(9): 184 - 189,196.
LI Hui, QI Lijun, ZHANG Jianhua, et al. Recognition of weed during cotton emergence based on principal component analysis and support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(9): 184 - 189, 196. (in Chinese)

[31] 梁习卉子, 陈兵旗, 李民赞, 等. 基于 HOG 特征和 SVM 的棉花行数动态计数方法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(15): 173 - 181.
LIANG Xihuizi, CHEN Bingqi, LI Minzan, et al. Method for dynamic counting of cotton rows based on HOG feature and SVM [J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(15): 173 - 181. (in Chinese)

[32] 翟志强, 熊坤, 王亮, 等. 采用双目视觉和自适应 Kalman 滤波的作物行识别与跟踪[J]. 农业工程学报, 2022, 38(8): 143 - 151.
ZHAI Zhiqiang, XIONG Kun, WANG Liang, et al. Crop row detection and tracking based on binocular vision and adaptive Kalman filter[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(8): 143 - 151. (in Chinese)

[33] 李秀智, 彭小彬, 方会敏, 等. 基于 RANSAC 算法的植保机器人导航路径检测[J]. 农业机械学报, 2020, 51(9): 40 - 46.
LI Xiuzhi, PENG Xiaobin, FANG Huimin, et al. Navigation path detection of plant protection robot based on RANSAC algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(9): 40 - 46. (in Chinese)

[34] 傅灯斌, 江茜, 齐龙, 等. 基于区域生长顺序聚类- RANSAC 的水稻苗带中心线检测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(7): 47 - 57.
FU Dengbin, JIANG Qian, QI Long, et al. Detection of the centerline of rice seedling belts based on region growth sequential clustering - RANSAC[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(7): 47 - 57. (in Chinese)

[35] 陈子文, 李伟, 张文强, 等. 基于自动 Hough 变换累加阈值的蔬菜作物行提取方法研究[J]. 农业工程学报, 2019, 35(22): 314 - 322.
CHEN Ziwen, LI Wei, ZHANG Wenqiang, et al. Vegetable crop row extraction method based on accumulation threshold of Hough transformation[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(22): 314 - 322. (in Chinese)

[36] CHEN Jiqing, QIANG Hu, WU Jiahua, et al. Navigation path extraction for greenhouse cucumber-picking robots using the prediction-point Hough transform[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 180: 105911.

[37] 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 Yu, LIU Yongbo, LIU Lu, 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. (in Chinese)

[38] 姜国权, 杨小亚, 王志衡, 等. 基于图像特征点粒子群聚类算法的麦田作物行检测[J]. 农业工程学报, 2017, 33(11): 165 - 170.
JIANG Guoquan, YANG Xiaoya, WANG Zhiheng, et al. Crop rows detection based on image characteristic point and particle swarm optimization-clustering algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(11): 165 - 170. (in Chinese)