

基于特征融合的果园非结构化道路识别方法

张彦斐¹ 封子晗¹ 张嘉恒² 宫金良² 兰玉彬¹

(1. 山东理工大学农业工程与食品科学学院, 淄博 255000; 2. 山东理工大学机械工程学院, 淄博 255000)

摘要: 针对果园道路无明显边界且道路边缘存在阴影、土壤和沙石干扰等问题,提出一种基于特征融合的果园非结构化道路识别方法。通过相机标定获取畸变参数对采集到的图像进行畸变矫正,并提出一种基于滤波与梯度统计相结合的动态感兴趣区域(ROI)提取方法对 HSV 颜色空间 S 分量进行 ROI 选取,采用最大值法将颜色特征与 S 分量多方向纹理特征掩膜相融合并进行二值化与降噪处理。根据道路边缘突变特征寻找特征点,并提出一种基于距离与位置双重约束的两级伪特征点剔除方法。为更好贴合非结构化道路不规则边缘,引入分段三次样条插值法拟合道路边缘,以此实现道路识别。试验结果表明,在晴天、阴天、顺光、逆光、冬季晴天和雨雪天气 6 种工况条件下, S 分量、纹理图像和融合图像的平均纵向偏差均值分别为 2.43、39.71、1.36 像素,平均偏差率均值分别为 0.99%、18.02% 和 0.54%,相较于 S 分量与纹理图像而言,使用本文方法构建的融合图像其平均纵向偏差与平均偏差率均得到有效减少。最小二乘法、随机采样一致性法(RANSAC)与分段三次样条插值法拟合边缘的平均偏差均值分别为 2.64、3.16、0.66 像素,平均偏差率均值分别为 1.02%、1.21% 和 0.26%,偏差率平均标准差分别为 0.23%、0.31% 与 0.09%,其中分段三次样条插值法的平均偏差均值、平均偏差率均值与偏差率平均标准差均最小,表明本文拟合方法其拟合精度更高且具有更好的稳定性。6 种工况条件下,本文算法单帧图像平均处理时间为 89.9 ms,满足农业机器人作业过程中的实时性要求。本文方法可为农业机器人进行果园复杂环境非结构化道路识别提供参考。

关键词: 农业机器人; 非结构化道路识别; 机器视觉; 特征融合; 三次样条插值法

中图分类号: S2; TP242

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)07-0035-10

OSID:



Recognition Method of Orchard Unstructured Road Based on Feature Fusion

ZHANG Yanfei¹ FENG Zihan¹ ZHANG Jiaheng² GONG Jinliang² LAN Yubin¹

(1. School of Agricultural Engineering and Food Science, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China

2. School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China)

Abstract: Aiming at the problems that orchard roads have no obvious boundaries and there are shadows, soil and sand interference at the edges of the road, a recognition method of orchard unstructured roads based on feature fusion was proposed. The distortion parameters were obtained through camera calibration to correct the distortion of the acquired image, and a dynamic region of interest (ROI) extraction method based on the combination of filtering and gradient statistics was proposed to select the ROI of the S component of the HSV color space. The maximum value method was used to merge the color features with the S component mask for multidirectional texture features for binarization and noise reduction. The feature points were found according to the abrupt features of road edges, and a two-level pseudo feature points elimination method based on the dual constraints of distance and position was proposed. To better fit the irregular edges of unstructured road, the method of segmentation cubic spline interpolation was introduced to fit the road edges to realize road recognition. The experimental results showed that under the six working conditions of sunny day, cloudy day, straight light, backlight, sunny day in winter and

收稿日期: 2022-11-17 修回日期: 2023-01-16

基金项目: 山东省引进顶尖人才“一事一议”专项经费项目(鲁政办字[2018]27号)、山东省重点研发计划(重大科技创新工程)项目(2020CXGC010804)、山东省自然科学基金项目(ZR2021MC026)和淄博市重点研发计划(校城融合类)生态无人农场研究院项目(2019ZBXC200)

作者简介: 张彦斐(1977—),女,教授,博士,主要从事机器人与智能农机装备研究,E-mail: 1392076@sina.com

通信作者: 宫金良(1976—),男,副教授,博士,主要从事机器人与智能农机装备研究,E-mail: gjlwing@qq.com

rain and snow weather, the mean value of average longitudinal deviations of *S* component, texture image and fusion image were 2.43 pixels, 39.71 pixels and 1.36 pixels, respectively, and the mean value of average deviation rates were 0.99%, 18.02% and 0.54%, respectively. Compared with the *S* component and texture image, the average longitudinal deviation and average deviation rate of the fusion image constructed by this method were effectively reduced. The mean value of average deviations of least squares method, random sample consensus method (RANSAC) and segmentation cubic spline interpolation method for fitting edges were 2.64 pixels, 3.16 pixels and 0.66 pixels, respectively, the mean value of average deviation rates were 1.02%, 1.21% and 0.26%, respectively, and the average standard deviations of deviation rate were 0.23%, 0.31% and 0.09%, respectively. The mean value of average deviation, mean value of average deviation rate and average standard deviation of deviation rate of the algorithm were the minimum, which indicated that the fitting method had higher fitting accuracy and better stability. Under the six working conditions, the average processing time of a single image of this algorithm was 89.9 ms, which met the real-time requirements of agricultural robots in the process of operation. The method can provide a reference for agricultural robots to recognize unstructured roads in complex orchard environments.

Key words: agricultural robot; unstructured road recognition; machine vision; feature fusion; cubic spline interpolation

0 引言

随着农业现代化的推进^[1],我国农业快速发展,智慧农业加速了农业机器人代替传统农业机械的步伐,促进了农业机械生产过程中自动化、智能化水平的提升^[2],在减轻人工劳动强度的同时,还能降低作业成本、提高作业效率与精度^[3]。道路的精准识别作为农业机器人实现自主导航、路径规划以及实施精细化作业的基础,对于农业机械在非结构化道路环境下是否能够安全可靠的运行具有重要意义^[4]。

非结构化道路由于没有清晰的道路边界且易受阴影和水迹等干扰因素影响^[5],导致道路区域和非道路区域难以区分。目前常见的道路识别方法主要依靠视觉传感器、激光雷达及多传感器数据融合等,由于视觉传感器获取信息丰富,可从图像中提取颜色、形状和纹理等特征以识别道路,不受多传感器协同作业时的干扰,且具备环境适应性强、误差累积小、性价比高以及细节识别精度高等特点^[6-10],已成为农业车辆自主导航系统的研究热点。

在基于机器视觉识别道路研究中,文献[11-12]通过提取多种道路特征并结合支持向量机、随机森林等实现道路识别,该方法对结构化道路识别效果较好,但当面对道路环境相对复杂的非结构化道路时,识别效果并不理想。文献[13-16]通过道路形状特征、各颜色空间特征信息等进行道路特征的提取,从而限定路面的不可通行区域达到可通行区域检测的目的,并结合各种曲线模型、拟合算法完成对道路的识别。以上方法虽对非结构化道路检测效果较好,但对图像颜色依赖性较大,当道路与背景

差异不显著以及阴影覆盖面积较大时算法检测失效。

针对果园环境中非结构化道路没有明显道路边界且周围环境复杂,单一使用颜色特征无法将道路和与其特征相似的干扰因素较好分离等问题,本文提出一种将颜色特征与纹理特征相结合的非结构化道路边缘识别方法,将全局特征提取与局部特征提取相结合,保证边界提取的精度与完整度,并使用基于距离和位置双重约束的两级伪特征点剔除方法对干扰点进行剔除,最后使用分段三次样条插值函数对边缘点进行拟合得到道路边缘曲线。

1 图像预处理

1.1 畸变矫正

使用 RMONCAM 林柏视-G600 型相机采集分辨率为 640 像素×480 像素的图像,此时图像位于像素坐标系中且存在一定畸变,为了得到畸变相对较小的图像,需进行相机标定确定相机内部参数以得到像素坐标系与世界坐标系的映射关系,并获取畸变参数以矫正由于镜头存在光学畸变造成的图像径向与切向畸变。

本文使用 OpenCV 中的相机标定方法^[17]对 20 幅不同角度的 11×8 棋盘格图像进行标定,标定过程如图 1 所示,相机内部参数与畸变参数见表 1,反向投影误差为 0.025 像素,对图像进行畸变矫正与变换缩放,效果如图 2 所示。

1.2 图像灰度化

矫正后图像位于 RGB 颜色空间中,对于非结构化道路而言,其周围环境较为复杂,除道路两侧植被外,还有阴影、土壤以及沙石等因素的干扰,而 RGB

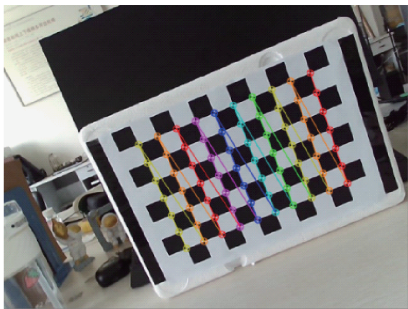


图 1 相机标定过程
Fig. 1 Camera calibration process

表 1 相机标定结果

Tab. 1 Camera calibration results

相机内参	数值	畸变参数	数值
f_x /像素	487.92	k_1	0.085 8
f_y /像素	487.20	k_2	-0.127 6
u_0 /像素	324.82	k_3	0.014 6
v_0 /像素	227.54	q_1	-0.000 245
r_e /像素	0.207 5	q_2	-0.000 166

注： f_x, f_y 为焦距 f 在 x, y 轴上的归一化焦距； u_0, v_0 为像主点坐标值； r_e 为重投影误差； k_i ($i=1, 2, 3$) 为径向畸变参数； q_i ($i=1, 2$) 为切向畸变参数。



(a) 原始图像 (b) 矫正后图像
图 2 图像畸变矫正

Fig. 2 Image distortion correction

颜色空间 3 个分量与亮度高度相关,易受光照影响,使用单一颜色特征难以将道路与非道路区域进行区分,故将 RGB 图像转换到更适合进行图像处理的 HSV 颜色空间^[18]。

HSV 颜色空间由色调 (Hue, H)、饱和度 (Saturation, S) 和亮度 (Value, V) 3 个分量构成,对图 2b 在 HSV 空间各分量的特征分布进行分析,图 3 为各分量的特征空间。

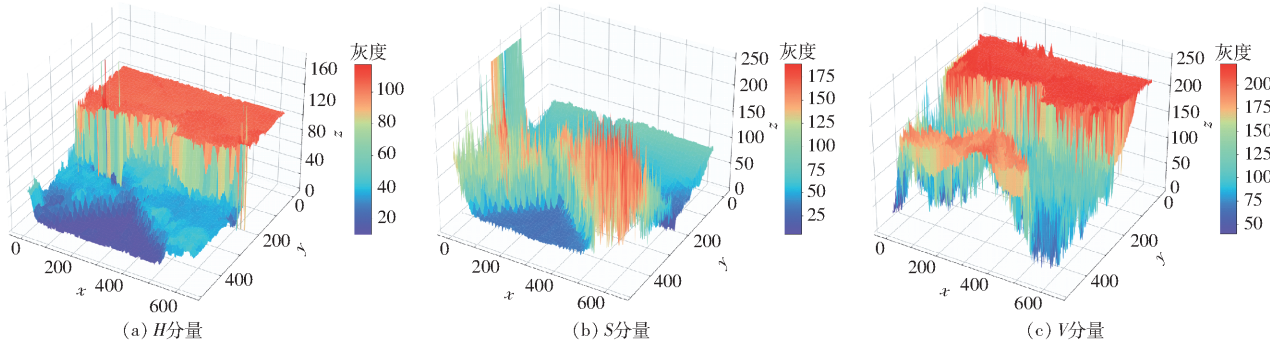


图 3 HSV 颜色空间各分量空间特征图

Fig. 3 Spatial feature maps of each component of HSV color space

由图 3 可知,以图像左上角为原点,向右为 x 轴正方向,向下为 y 轴正方向,道路图像 HSV 颜色空间中 H, V 分量道路区域与周围植被区域灰度渐进,无明显灰度分级。灰度等级计算公式为

$$\begin{cases} \left\lfloor \frac{2(G_{\max} - G_{\min})}{3} \right\rfloor \leq G_H \leq G_{\max} \\ \left\lfloor \frac{G_{\max} - G_{\min}}{3} \right\rfloor \leq G_M < \left\lfloor \frac{2(G_{\max} - G_{\min})}{3} \right\rfloor \\ G_{\min} \leq G_L < \left\lfloor \frac{G_{\max} - G_{\min}}{3} \right\rfloor \end{cases} \quad (1)$$

式中 G_H, G_M, G_L ——HSV 空间中各分量灰度分级后的高、中、低灰度级
 $G_{\max}, G_{\min}$ ——HSV 空间中各分量的最大、最小灰度

$\lfloor \cdot \rfloor$ ——取整符号

若将图像灰度等级分为高 (G_H)、中 (G_M)、低 (G_L) 3 级, H 分量中道路与植被均处于 G_L 灰度级 (灰度范围为 $[0, 59)$), V 分量中道路与植被均处于 G_H 灰度级 (灰度范围为 $[170, 255]$), 不易区分道路与非道路区域。相较而言, S 分量中道路区域主要位于 G_L 灰度级 (灰度范围为 $[0, 85)$), 邻近区域主要位于 G_M 与 G_H 灰度级 (灰度范围分别为 $[85, 170)$ 和 $[170, 255]$), 两区域灰度分级较明显, 利于后续道路边缘提取。对图 4 中不同工况和季节下图像中道路及其邻近区域进行灰度分级, 其分级结果见表 2。由表 2 可知, 不同环境下 S 分量较 H, V 分量而言, 其道路及其邻近区域均处于不同的灰度等级, 且 S 分量受光照干扰程度较小, 故本文选用 HSV 颜色空间中的 S 分量对图像进行灰度化处理, 图 2b 灰度化效果如图 5 所示。

1.3 感兴趣区域选取

感兴趣区域 (Region of interest, ROI) 的选取要在满足减小计算量需求的同时, 尽可能保留图像中的有效信息, 以便后续图像处理。为能恰当选取 ROI 分割位置, 本文提出一种基于滤波与梯度统计相结合的感兴趣区域动态提取方法。



图 4 不同环境下图像

Fig. 4 Images in different environments

表 2 不同环境下图像灰度分级结果

Tab. 2 Image gray scale grading results under different environments

图像 序号	H 分量		S 分量		V 分量	
	L_R	L_B	L_R	L_B	L_R	L_B
1	低	低	低	高	高	高
2	低	低	中	高	中	低
3	高	低	低	高	中	中
4	中	低	低	高	中	中

注:图像序号 1~4 对应图 4a~4d; L_R 为图像中道路区域所处灰度等级; L_B 为图像中道路邻近区域所处灰度等级。



图 5 S 分量灰度化效果

Fig. 5 Graying effect of S component

由图 3b 可知,虽然道路与非道路区域灰度分级较明显,但非道路区域灰度变换剧烈且道路区域存在细小噪声。为方便后续梯度统计,使用双边滤波^[19]对图像进行平滑处理,得到滤波后输出的像素值 $I_d(i,j)$ 为

$$I_d(i,j) = \frac{\sum_{i,j \in D} f(i,j) e^{-\frac{(i-u)^2 + (j-v)^2}{2\sigma_s^2}} - \frac{\|f(i,j) - f(u,v)\|^2}{2\sigma_v^2}}{\sum_{i,j \in D} e^{-\frac{(i-u)^2 + (j-v)^2}{2\sigma_s^2}} - \frac{\|f(i,j) - f(u,v)\|^2}{2\sigma_v^2}} \quad (2)$$

式中 $(i,j)、(u,v)$ ——核内邻域像素与中心像素坐标

$f(i,j)、f(u,v)$ ——核内邻域像素与中心像素灰度

$\sigma_s、\sigma_v$ ——空间域核与值域核的标准差
 D ——以 (u,v) 为中心的滤波核窗口

双边滤波可保证在对图像消除低频分量噪声的同时保留边缘细节。滤波后,采用 Sobel 算子沿水平方向提取图像梯度,图 6 为滤波效果及图像梯度空间分布特征。

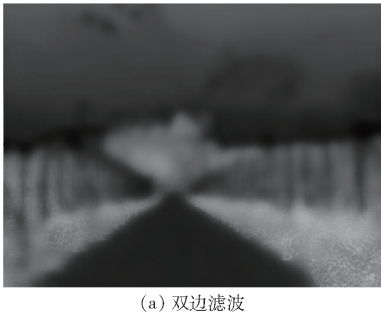


图 6 双边滤波效果及 Sobel 水平梯度空间特征图
Fig. 6 Bilateral filtering effect and spatial feature map of Sobel horizontal gradient

由图 6b 可知,因道路区域灰度变换均匀,该区域梯度基本为零,道路两侧及边缘存在梯度变换,且单行像素中道路区域所占比例由近视野区至远视野区逐渐变小,若对道路区域统计每行梯度非零的像素个数,道路尽头所处位置梯度非零个数应为最大。由于道路尽头位于图像中间区域,为减小计算量,沿图像水平方向选取中间 1/3 区域自上而下统计每行梯度非零的像素个数并存入数组 $N_zero[]$,计算数组最大值及其对应索引位置,若存在多处索引,则取最大索引并确定分割位置

$$L = \left\lfloor \frac{h}{3} \right\rfloor + \max(I) \quad (3)$$

式中 L ——ROI 分割位置对应索引
 h ——输入图像高度
 I ——数组 $N_zero[]$ 最大值对应索引位置
图 7 为 S 分量 ROI。

2 图像融合与道路边缘提取

2.1 多特征图像融合

2.1.1 纹理特征提取

Gabor 滤波器^[20-21]可对局部特征进行提取并



图 7 S 分量 ROI

Fig. 7 ROI of S component

对光照变化具有较强的鲁棒性,能够根据特定纹理方向提取有效特征并去除颜色特征无法识别的阴影部分。由于道路本身同样存在纹理特征,若设置的纹理提取方向过多易造成全图像纹理特征提取,导致道路与非道路区域无法区分。为保证在突显道路边缘特征的同时尽量不提取路面纹理,根据道路与边缘区域纹理角度信息,构建 2 个尺度为 7、方向分别为 0° 和 90° 的 Gabor 滤波核并对 S 分量 ROI 进行滤波得到纹理图像 $g(x, y)$ 。

$$g(x, y) = e^{-\frac{1}{2} \left[\left(\frac{x'}{\sigma} \right)^2 + \left(\frac{y'}{\sigma} \right)^2 \right]} e^{i \left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi \right)} \quad (4)$$

$$\text{其中} \quad \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\sigma = \frac{\lambda}{\pi} \sqrt{\frac{\ln 22^b + 1}{2 \cdot 2^b - 1}} \quad (6)$$

式中 (x, y) ——像素坐标位置

θ, σ, γ ——滤波核的方向、标准差与长宽比

b, λ, ψ ——滤波核的带宽、正弦函数的波长与相位偏移

图 8a、8b 为滤波后所得纹理图像,由于 $\theta = 0^\circ$ 的原纹理图像对比度较小,为使纹理特征更便于观察,图 8a 为 $\theta = 0^\circ$ 原纹理图像做一次灰度正规化增强处理后效果,图 8c 为 $\theta = 0^\circ$ 原纹理图像与 $\theta = 90^\circ$ 纹理图像相加所得的多方向纹理特征提取图像。

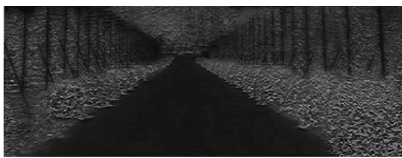
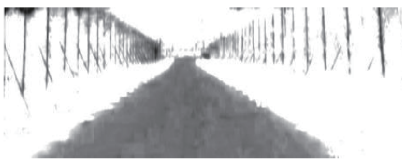
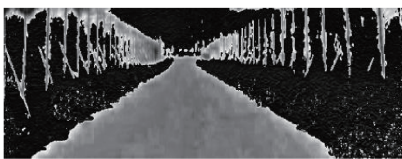
(a) $\theta=0^\circ$ 滤波结果(增强后)(b) $\theta=90^\circ$ 滤波结果(c) 0° 与 90° 相加滤波结果

图 8 纹理特征提取

Fig. 8 Texture feature extraction

2.1.2 图像融合及后处理

当路边土壤、沙石等与道路饱和度相近的干扰因素覆盖道路时,单一使用 S 分量无法将其与道路分离,易造成边界的误判或漏判。为保证边界提取的精度与完整度,本文提出一种基于图像颜色与多方向纹理特征相结合的图像融合方法,该方法主要包括以下两个关键步骤:

(1) 纹理特征掩膜提取。采用 Sobel 算子计算纹理图像水平方向梯度,依据梯度图像中边缘位置较其他位置而言其梯度绝对值更大的特点,将图像梯度由最大值至最小值平均分为 5 份,提取梯度位于上 2/5 与下 2/5 区域的像素点,其余像素点值设为 0,所提取到的特征掩膜如图 9a 所示。

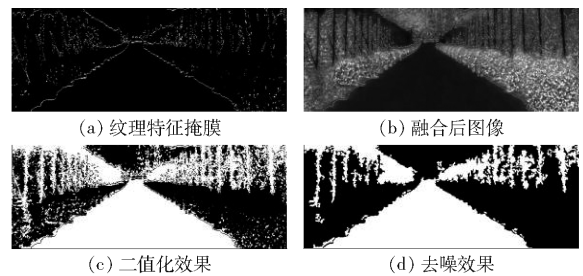


图 9 图像融合及二值化

Fig. 9 Image fusion and binarization

(2) 最大值法图像融合。将提取到的纹理特征掩膜各像素点值与 S 分量 ROI 最大类间方差法^[22-24]分割阈值进行比较,根据比较结果对掩膜像素点值进行重置。

$$V'_M(i, j) = \begin{cases} \frac{V_M(i, j)}{3} + V_S(i, j) & (V_M(i, j) > T_s) \\ V_M(i, j) & (V_M(i, j) \leq T_s) \end{cases} \quad (7)$$

式中 $V'_M(i, j)$ ——重置后纹理特征掩膜像素点值

$V_M(i, j)$ ——重置前纹理特征掩膜像素点值

$V_S(i, j)$ ——S 分量 ROI 的像素点值

T_s ——S 分量 ROI 的最大类间方差法分割阈值

重置后的掩膜图像与 S 分量 ROI 逐像素点比较,取两者中较大像素点值生成融合图像,如图 9b 所示。

$$F(i, j) = \max \{ V'_M(i, j), V_S(i, j) \} \quad (8)$$

式中 $F(i, j)$ ——融合后图像像素点值

融合后图像将全局特征提取与局部特征提取相结合,在颜色特征提取基础边界的前提下,使用纹理特征对精细化边界进行填充,能够有效提高边缘检测精度。

使用最大类间方差法将融合图像二值化,对二值图像采用 3×3 模板进行开运算,采用最大联通区域法先将其面积小于 100 像素的白色孔洞像素值设

为 0(黑色),再将其面积小于 200 像素的黑色孔洞像素值设为 255(白色),以此达到去除噪声的目的,图 9c、9d 为图像二值化及其去噪后效果。

2.2 道路边缘提取

2.2.1 特征点寻找及剔除

若选取二值图像中包含边缘信息的某一系列像素,可知道路边缘点应位于像素值突变位置。将去噪后二值图像沿水平方向平均分为 40 个子区域,取每个子区域中间列作为特征点提取列,将每列自上而下检索到的像素值由 0(黑色)至 255(白色)的突变点作为候补特征点。

候补特征点中存在许多干扰点,如单列存在多个突变点、道路区域大面积噪声未去除导致伪特征点被提取等情况,为精准剔除伪特征点保留边缘点,本文提出一种基于距离与位置双重约束的两级伪特征点剔除方法。基于距离约束的一级伪特征点剔除具体步骤如下:

(1)查找 x 值最小候补特征点所在提取列(以下简称“首点列”)上存在几个特征点,若只有一个特征点,则保留该点(以下简称“保留点”);若存在多个特征点,保留 y 值最大的特征点,其余点剔除。

(2)顺序遍历首点列后的每一提取列,若该列不存在特征点,继续遍历下一列;若该列存在一个特征点,则保留该点;若存在多个特征点,计算该列所有候补特征点与上一个保留点之间的距离(以下简称“点距”),并计算最小点距及其对应在该列候补点中的索引位置,若自上而下最小点距点为该列最后一个特征点,则保留该点,其余点剔除,否则计算其后所有候补特征点点距与最小点距之间的差值,若点距差值均大于给定阈值,则保留最小点距点,其余点剔除;若存在点距差值不大于设定阈值的候补特征点,则保留符合要求的候补特征点中 y 值最大的特征点,其余点剔除。

道路环境较简单时,可实现一级伪特征点剔除后的保留点均为道路边缘点,但当道路环境较为复杂时,一级伪特征点剔除后的保留点除道路真实边缘点外还包含少量较当列其他候补特征点而言虽距离边缘较近但非边缘点的干扰点,针对这部分干扰点,使用基于位置约束的二级伪特征点剔除方法进行剔除,具体步骤如下:

(1)使用 K-means^[25-26]方法对一级伪特征点剔除后的保留点进行聚类,并计算左右聚类中心,根据 2 个聚类中心 x 值大小区分左右特征点。

(2)将左侧保留点 x 值不大于其聚类中心 x 值的点集设为 p_1 ,保留点 x 值大于其聚类中心 x 值的

点集设为 p_2 ;将右侧保留点 x 值小于其聚类中心 x 值的点集设为 p_3 ,保留点 x 值不小于其聚类中心 x 值的点集设为 p_4 。

(3)将点集 p_1 、 p_4 中 y 值最大的保留点 $y_{1\max}$ 和 $y_{4\max}$,以及点集 p_2 、 p_3 中 y 值最小的保留点 $y_{2\min}$ 和 $y_{3\min}$ 设为基准点,图 10 为 K-means 聚类结果及基准点。

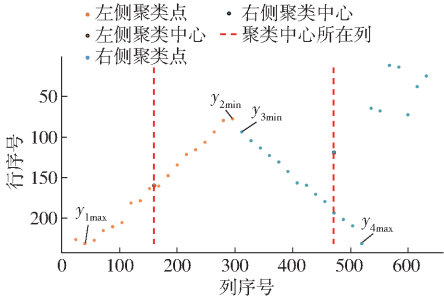


图 10 K-means 聚类结果及基准点

Fig. 10 K-means clustering results and datum point

(4)判断基准点 $y_{1\max}$ 和 $y_{3\min}$ 是否为其所在类别中 x 值最小的特征点,若是,则保留点集 p_1 、 p_3 中所有特征点;若不是,剔除其所在类别中 x 值小于基准点 $y_{1\max}$ 、 $y_{3\min}$ 相应 x 值的保留点。

(5)判断基准点 $y_{2\min}$ 和 $y_{4\max}$ 是否为其所在类别中 x 值最大的特征点,若是,则保留点集 p_2 、 p_4 中所有特征点;若不是,剔除其所在类别中 x 值大于基准点 $y_{2\min}$ 、 $y_{4\max}$ 相应 x 值的保留点。

(6)经过步骤(4)与步骤(5)剔除后所剩的特征点为最终提取到的道路边缘点,特征点提取与剔除结果如图 11 所示。

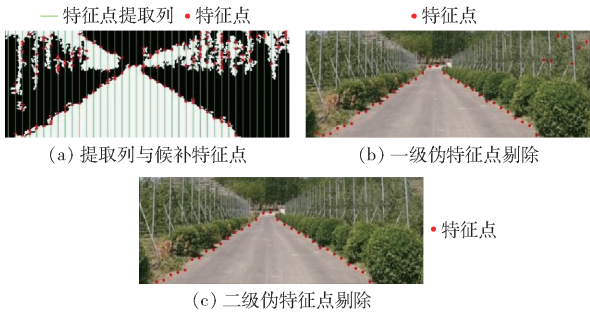


图 11 特征点提取与剔除

Fig. 11 Feature points extraction and elimination

2.2.2 道路边缘拟合

由于非结构化道路边缘无固有形状,若使用线性拟合、边缘模型等方法进行拟合,其拟合效果与实际道路边缘误差较大,故本文使用分段三次样条插值法分别对道路左右边缘进行拟合,在保证分段点间连接平滑的同时避免了高次函数导致的龙格现象,使拟合结果更贴合实际边缘。

以左侧边缘点为例,设给定的节点(边缘点)坐标为 (x_i, y_i) ($i = 0, 1, \dots, n$),相邻 2 个节点构成一

个分段区间, $n+1$ 个节点共构成 n 个分段区间, 每个分段区间的三次样条函数表达式为

$$S_i(x) = a_i(x-x_i)^3 + b_i(x-x_i)^2 + c_i(x-x_i) + d_i \quad (x \in [x_i, x_{i+1}], i=0, 1, \dots, n-1) \quad (9)$$

式中 a_i, b_i, c_i, d_i ——各分段区间三次样条函数各项系数

则 n 个分段区间对应的三次样条函数 $S(x)$ 表达式为

$$S(x) = \begin{cases} S_0(x) & (x \in [x_0, x_1]) \\ S_1(x) & (x \in (x_1, x_2]) \\ \vdots & \\ S_{n-1}(x) & (x \in (x_{n-1}, x_n]) \end{cases} \quad (10)$$

同时, 三次样条插值函数 $S(x)$ 需满足以下 4 个插值条件:

(1) 函数 $S(x)$ 穿过所有节点, 即 $S_i(x_i) = y_i (i=0, 1, \dots, n-1)$ 且 $S_{n-1}(x_n) = y_n$ 。

(2) 函数 $S(x)$ 在所有节点 (除第 1 个节点和最后 1 个节点) 处零阶连续, 即 $S_i(x_{i+1}) = S_{i+1}(x_{i+1}) (i=0, 1, \dots, n-2)$ 。

(3) 函数 $S(x)$ 在所有节点 (除第 1 个节点和最后 1 个节点) 处一阶连续, 即 $S'_i(x_{i+1}) = S'_{i+1}(x_{i+1}) (i=0, 1, \dots, n-2)$ 。

(4) 函数 $S(x)$ 在所有节点 (除第 1 个节点和最后 1 个节点) 处二阶连续, 即 $S''_i(x_{i+1}) = S''_{i+1}(x_{i+1}) (i=0, 1, \dots, n-2)$ 。

由式(9)可得各分段区间三次样条函数 $S_i(x)$ 的一阶导函数与二阶导函数分别为

$$S'_i(x) = 3a_i(x-x_i)^2 + 2b_i(x-x_i) + c_i \quad (11)$$

$$S''_i = 6a_i(x-x_i) + 2b_i \quad (12)$$

根据条件(1)与式(9)可得

$$\begin{cases} d_i = y_i & (i=0, 1, \dots, n-1) \\ S_{n-1}(x_n) = y_n \end{cases} \quad (13)$$

根据条件(2)与式(9)可得

$$a_i h_i^3 + b_i h_i^2 + c_i h_i + d_i = y_{i+1} \quad (14)$$

根据条件(3)与式(11)可得

$$3a_i h_i^2 + 2b_i h_i + c_i - c_{i+1} = 0 \quad (15)$$

根据条件(4)与式(12)可得

$$6a_i h_i + 2b_i - 2b_{i+1} = 0 \quad (16)$$

式(14)~(16)中, $i=0, 1, \dots, n-2; h_i = x_{i+1} - x_i$ 。

本文使用非节点边界法给出插值函数的边界条件。第 1 段函数 $S_0(x)$ 和第 2 段函数 $S_1(x)$ 在第 2 个节点 (x_1, y_1) 处三阶导数连续, 同时要求倒数第 2 段函数 $S_{n-2}(x)$ 和最后一段函数 $S_{n-1}(x)$ 在倒数第 2 个节点 (x_{n-1}, y_{n-1}) 处三阶导数连续, 由此可得 $S'''_0(x_1) = S'''_1(x_1)$ 和 $S'''_{n-2}(x_{n-1}) = S'''_{n-1}(x_{n-1})$, 即

$$\begin{cases} 6a_0 = 6a_1 \\ 6a_{n-2} = 6a_{n-1} \end{cases} \quad (17)$$

联立式(13)~(17)即可求解分段三次样条插值函数 $S(x)$, 得到左侧道路边缘三次样条插值曲线, 同理, 可得右侧道路边缘三次样条插值曲线, 图 12 为道路边缘拟合结果。



图 12 道路边缘拟合结果

Fig. 12 Fitting result of road edges

3 试验及结果分析

试验在位于山东省淄博市沂源县山东理工大学与山东中以现代智慧农业有限公司共建的标准化苹果园中进行, 试验设备采用 Intel(R) Core(TM) i5-7200U CPU, 主频 2.50 GHz, 内存 12 GB, Windows 64 位操作系统的计算机, 道路边缘识别程序在 Anaconda(Spyder)集成开发环境下使用 Python 3.8 编写完成, 图 13 为图像采集设备, 图像采集时相机光心离地 1.3 m。



图 13 图像采集设备

Fig. 13 Image acquisition equipment

在晴天、阴天 (存在车辆干扰)、顺光、逆光、冬季晴天和雨雪天气 6 种工况条件下对本文提出的基于图像颜色与多方向纹理特征相结合的图像融合方法进行试验效果分析。在其他处理步骤一致的前提下, 设置 S 分量与多方向纹理特征图像为对照组, 提取 3 种特征图像中的边缘点, 检测算法识别边缘点与人工标识边缘点之间的纵向偏差绝对值 d_v , 并计算偏差率

$$r_d = \frac{d_v}{N_v} \times 100\% \quad (18)$$

式中 N_v ——ROI 图像纵向像素数

r_d ——偏差率

图 14 为多工况条件下 3 种特征图像边缘点提取结果, 表 3 为多工况条件下 3 种特征图像边缘点平均纵向偏差绝对值与平均偏差率。



图 14 多工况条件下 3 种特征图像边缘点提取结果

Fig. 14 Edge points extraction results of three kinds of feature images under multiple working conditions

表 3 多工况条件下 3 种特征图像边缘点提取误差计算结果

特征图像	平均纵向偏差/像素						平均偏差率/%					
	晴天	阴天	顺光	逆光	冬季晴天	雨雪天气	晴天	阴天	顺光	逆光	冬季晴天	雨雪天气
S 分量	1.94	2.53	2.54	3.00	2.27	2.31	0.77	1.17	1.54	0.96	0.76	0.72
纹理图像	13.56	93.38	61.38	65.10	2.21	2.65	5.36	43.23	37.20	20.73	0.74	0.83
融合图像	1.57	1.53	1.09	1.80	1.23	0.92	0.62	0.71	0.66	0.57	0.41	0.29

由图 14 可知,在晴天、阴天、顺光、逆光 4 种工况下,基于 S 分量与融合图像提取到的边缘点较完整且误差较小,基于纹理图像提取的边缘点缺失严重且误差较大。在冬季晴天和雨雪天气工况下,3 种特征图像提取的边缘点均较完整,基于 S 分量与纹理图像提取的边缘点误差略大于基于融合图像提取的边缘点误差。表 3 数据表明,在多工况条件下,S 分量平均纵向偏差为 1.94 ~ 3.00 像素,平均偏差率为 0.72% ~ 1.54%,纹理图像平均纵向偏差为 2.21 ~ 93.38 像素,平均偏差率为 0.74% ~ 43.23%,融合图像平均纵向偏差为 0.92 ~ 1.80 像素,平均偏差率为 0.29% ~ 0.71%。S 分量、纹理图像和融合图像在 6 种工况下的平均纵向偏差均值分别为 2.43、39.71、1.36 像素,平均偏差率均值分别为 0.99%、18.02% 和 0.54%,S 分量的平均纵向偏差均值与平均偏差率均值均居中,纹理图像的平均纵向偏差均值与平均偏差率均值均最大,融合图像的平均纵向偏差均值与平均偏差率均值均最小。融

合图像在 6 种工况下的平均纵向偏差均值较 S 分量与纹理图像的平均纵向偏差均值分别减小 44.03% 和 96.58%,融合图像的平均偏差率均值较 S 分量与纹理图像的平均偏差率均值分别减小了 45.45% 和 97.00%。由此可见,本文提出的基于图像颜色与多方向纹理特征相结合的融合图像较单一特征图像的边缘点提取误差与偏差率更小、提取精度更高,且在阴天工况下,存在车辆干扰时,基于 S 分量与纹理图像的提取方法无法对车辆所在区域进行识别,而基于融合图像的提取方法可有效提取车辆所在区域边缘点,实现障碍物的躲避。

图 15 为常见拟合方法最小二乘法、随机采样一致性法(Random sample consensus,RANSAC)与本文分段三次样条插值法对边缘点的拟合效果。由图 15 可知,本文采用的分段三次样条插值法为曲线拟合,较最小二乘法与 RANSAC 法的直线拟合更贴合非结构化道路实际边缘曲线。当阴天工况下,路

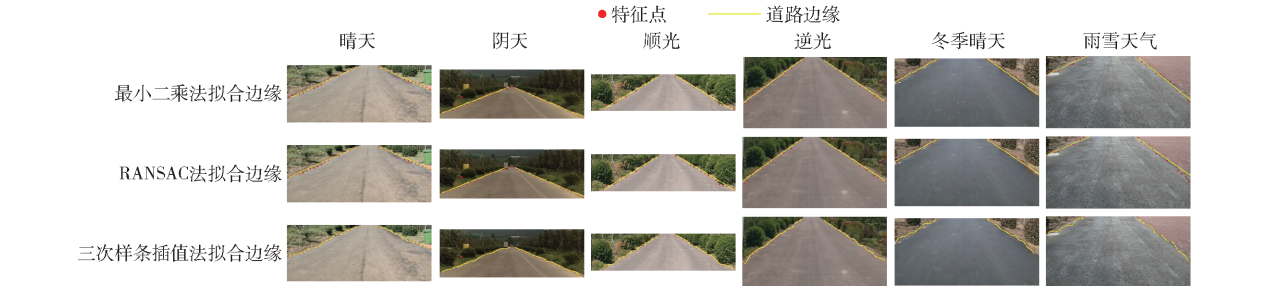


图 15 多工况下不同拟合方法道路边缘拟合效果

Fig. 15 Road edges fitting effect of different fitting methods under multiple working conditions

面存在车辆时,最小二乘法与 RANSAC 法无法对车辆所在区域边缘进行拟合,不利于农业车辆行驶过程中障碍物的躲避,而本文使用的三次样条插值曲线可实现对车辆所在区域边缘的准确拟合,有助于提高农业车辆行驶过程中的安全性。对 6 种工况各

选取 10 幅图像,获取各边缘点所在列的实际道路边缘与算法识别道路边缘之间的纵向偏差绝对值,使用平均偏差、平均偏差率、偏差率标准差作为评价指标,对 3 种拟合方法的拟合效果进行分析,具体数据见表 4 与图 16。

表 4 多工况下不同拟合方法道路边缘拟合效果评价指标

拟合方法	平均偏差/像素						平均偏差率/%					
	晴天	阴天	顺光	逆光	冬季晴天	雨雪天气	晴天	阴天	顺光	逆光	冬季晴天	雨雪天气
最小二乘法	2.79	1.66	2.26	3.04	2.83	3.25	1.15	0.84	1.16	1.05	0.91	1.02
RANSAC 法	3.20	2.05	2.37	3.44	3.54	4.37	1.32	1.03	1.21	1.19	1.14	1.38
三次样条插值法	0.90	0.57	0.58	0.53	0.53	0.83	0.37	0.29	0.31	0.19	0.17	0.25

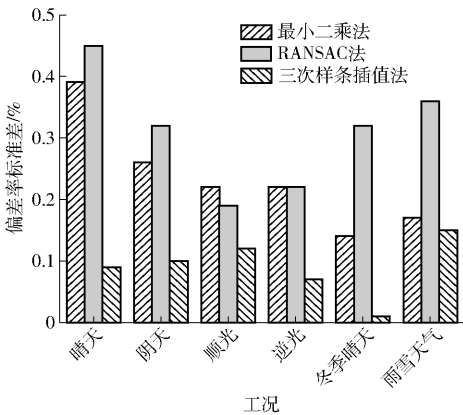


图 16 多工况下不同拟合方法的偏差率标准差
Fig. 16 Standard deviation of deviation rate of different fitting methods under multiple working conditions

由表 4 可知,3 种拟合方法中,RANSAC 法拟合道路边缘在 6 种工况下的平均偏差与平均偏差率均最大,其平均偏差范围为 2.05 ~ 4.37 像素,平均偏差均值为 3.16 像素,平均偏差率范围为 1.03% ~ 1.38%,平均偏差率均值为 1.21%,雨雪天气时平均偏差及平均偏差率均最大;最小二乘法拟合道路边缘在 6 种工况下的平均偏差与平均偏差率均居中,其平均偏差范围为 1.66 ~ 3.25 像素,平均偏差均值为 2.64 像素,平均偏差率范围为 0.84% ~ 1.16%,平均偏差率均值为 1.02%,雨雪天气时平均偏差最大,顺光工况下平均偏差率最大;本文分段三次样条插值法拟合道路边缘在 6 种工况下的平均偏差与平均偏差率均最小,其平均偏差范围为 0.53 ~ 0.90 像素,平均偏差均值为 0.66 像素,较 RANSAC 法与最小二乘法分别减小 79.11% 与 75.00%,平均偏差率范围为 0.17% ~ 0.37%,平均偏差率均值为 0.26%,较 RANSAC 法与最小二乘法分别降低 78.51% 与 74.51%,晴天工况下平均偏差与平均偏差率均最大。

由图 16 可知,在同种工况条件下,使用分段三

次样条插值法拟合的道路边缘较最小二乘法与 RANSAC 法,其偏差率标准差最小。6 种工况下,RANSAC 法拟合道路边缘的偏差率平均标准差最大,为 0.31%,最小二乘法拟合道路边缘的偏差率平均标准差居中,为 0.23%,本文分段三次样条插值法拟合道路边缘的偏差率平均标准差最小,为 0.09%,较 RANSAC 法与最小二乘法分别减小 70.97% 和 60.87%,表明本文分段三次样条插值法具有更好的稳定性。

由图 16 可知,本文算法雨雪天气时偏差率波动幅度最大,其标准差为 0.15%,冬季晴天时偏差率波动幅度最小,其标准差为 0.01%,顺光、阴天、晴天、逆光工况下偏差率波动幅度居中,其标准差分别为 0.12%、0.10%、0.09%、0.07%。由此可知,算法在冬季晴天时最稳定,在雨雪天气下的标准差虽为 6 种工况中的最大值,但仍能满足农业机械作业过程中的精度要求。6 种工况条件下,算法平均单幅图像处理耗时分别为 93.4、90.0、83.5、93.2、88.9、90.3 ms,单帧图像平均处理时间为 89.9 ms,满足农业机器人作业过程中的实时性要求。

4 结论

(1) 针对果园中非结构化道路无明显边界且道路边缘存在阴影、土壤和沙石干扰等问题,提出一种颜色与纹理特征相结合的非结构化道路识别方法。根据滤波与梯度统计相结合的动态提取方法对 HSV 颜色空间 S 分量进行 ROI 选取,并在此基础上使用多方向纹理滤波器提取纹理特征,综合利用最大值图像融合法、基于距离与位置双重约束的两级伪特征点剔除方法、分段三次样条插值法对道路边缘进行拟合以实现非结构化道路识别。

(2) 试验结果表明,6 种工况条件下,融合图像提取的边缘点平均纵向偏差均值为 1.36 像素,平均

偏差率均值为 0.54%, 较单一特征图像而言, 其提取误差与偏差率更小、提取精度更高。分段三次样条插值法的平均偏差均值为 0.66 像素, 平均偏差率均值为 0.26%, 偏差率平均标准差为 0.09%, 较最小二乘法与 RANSAC 法而言, 拟合精度更高且具有更好的稳定性。当路面存在车辆时, 基于融合图像

的特征点提取方法可有效提取车辆所在区域边缘点, 三次样条插值法可实现对车辆所在区域边缘的准确拟合, 有利于农业机器人作业过程中障碍物的躲避, 可提高其行驶的安全性。6 种工况下, 算法单帧图像平均处理时间为 89.9 ms, 满足农业机器人作业过程中的实时性要求。

参 考 文 献

- [1] HONG J B, LAN Y B, YUE X J, et al. Adaptive target spray system based on machine vision for plant protection UAV[J]. International Journal of Precision Agricultural Aviation, 2020, 3(3): 65–71.
- [2] 刘成良, 林洪振, 李彦明, 等. 农业装备智能控制技术研究现状与发展趋势分析[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 1–18.
LIU Chengliang, LIN Hongzhen, LI Yanming, et al. Analysis on status and development trend of intelligent control technology for agricultural equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 1–18. (in Chinese)
- [3] 郭成洋, 范雨杭, 张硕, 等. 果园车辆自动导航技术研究进展[J]. 东北农业大学学报, 2019, 50(8): 87–96.
GUO Chengyang, FAN Yuhang, ZHANG Shuo, et al. Progress on vehicle automatic navigation in orchard[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2019, 50(8): 87–96. (in Chinese)
- [4] 孟庆宽, 杨晓霞, 张漫, 等. 基于语义分割的非结构化田间道路场景识别[J]. 农业工程学报, 2021, 37(22): 152–160.
MENG Qingkuan, YANG Xiaoxia, ZHANG Man, et al. Recognition of unstructured field road scene based on semantic segmentation model[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(22): 152–160. (in Chinese)
- [5] 宫金良, 孙晓峰, 张彦斐. 多层感知器自监督在线修正的道路识别算法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2019, 19(4): 101–107.
GONG Jinliang, SUN Xiaofeng, ZHANG Yanfei. Multilayer perceptron self-supervised online correction road recognition algorithm[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2019, 19(4): 101–107. (in Chinese)
- [6] 姬长英, 周俊. 农业机械导航技术发展分析[J]. 农业机械学报, 2014, 45(9): 44–54.
JI Changying, ZHOU Jun. Current situation of navigation technologies for agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(9): 44–54. (in Chinese)
- [7] DENG X L, THOMASSON A J, PUGH A N, et al. Estimating the severity of sugarcane aphids infestation on sorghum with machine vision[J]. International Journal of Precision Agricultural Aviation, 2020, 3(2): 89–96.
- [8] 谢习华, 王刚, 辛涛, 等. 基于 SLIC 和改进区域生长的非结构化道路识别[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(14): 210–218.
XIE Xihua, WANG Gang, XIN Tao, et al. Unstructured road detection based on SLIC and improved region growing[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(14): 210–218. (in Chinese)
- [9] 韩振浩, 李佳, 苑严伟, 等. 基于 U-Net 网络的果园视觉导航路径识别方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(1): 30–39.
HAN Zhenhao, LI Jia, YUAN Yanwei, et al. Path recognition of orchard visual navigation based on U-Net[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1): 30–39. (in Chinese)
- [10] 杜凯, 宋永超, 巨永锋, 等. 改进的光照不变道路检测算法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2017, 17(5): 45–52, 59.
DU Kai, SONG Yongchao, JU Yongfeng, et al. Improved road detection algorithm based on illuminant invariant[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2017, 17(5): 45–52, 59. (in Chinese)
- [11] SANTOS M, LINDER M, SCHNITMAN L. Learning to segment roads for traffic analysis in urban images[C]//2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2013.
- [12] TIMO S, UWE F. Low-level fusion of color, texture and depth for robust road scene understanding[C]//2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2015.
- [13] 吴骅跃, 段里仁. 基于 RGB 熵和改进区域生长的非结构化道路识别方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2019, 49(3): 727–735.
WU Huayue, DUAN Liren. Unstructured road detection method based on RGB entropy and improved region growing[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2019, 49(3): 727–735. (in Chinese)
- [14] 林桂潮, 邹湘军, 罗陆锋, 等. 改进随机样本一致性算法的弯曲果园道路检测[J]. 农业工程学报, 2015, 31(4): 168–174.
LIN Guichao, ZOU Xiangjun, LUO Lufeng, et al. Detection of winding orchard path through improving random sample consensus algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(4): 168–174. (in Chinese)
- [15] 周植宇, 杨明, 薛林继, 等. 一种基于高斯核支持向量机的非结构化道路环境植被检测方法[J]. 机器人, 2015, 37(6): 702–707.
ZHOU Zhiyu, YANG Ming, XUE Linji, et al. Vegetation detection approach based on Gaussian kernel support vector machine in unstructured road environment[J]. Robot, 2015, 37(6): 702–707. (in Chinese)
- [16] 朱淑鑫, 谢忠红, 徐慧, 等. 基于机器视觉的田间道路检测方法[J]. 江苏农业学报, 2013, 29(6): 1291–1296.
ZHU Shuxin, XIE Zhonghong, XU Hui, et al. An approach to field path detection based on computer vision[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2013, 29(6): 1291–1296. (in Chinese)

- LAO Cailian, LI Peng, FENG Yu. Path planning of greenhouse robot based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window approach[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1): 14–22. (in Chinese)
- [27] 奚小波, 史扬杰, 单翔, 等. 基于 Bezier 曲线优化的农机自动驾驶避障控制方法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(19): 82–88. XI Xiaobo, SHI Yangjie, SHAN Xiang, et al. Obstacle avoidance path control method for agricultural machinery automatic driving based on optimized Bezier[J]. Transactions of the CASE, 2019, 35(19): 82–88. (in Chinese)
- [28] ATIA M G B, ELHUSSIENY H, SALAH O. A supervisory-based collaborative obstacle-guided path refinement algorithm for path planning in wide terrains[J]. IEEE Access, 2020, 8: 214672–214684.
- [29] FU S, WANG L, XIA Q. Trajectory optimization of a reentry vehicle based on artificial emotion memory optimization[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2021, 32(3): 668–680.
- [30] SUN W, TANG G, HAUSER K. Fast UAV trajectory optimization using bilevel optimization with analytical gradients[C]// 2020 American Control Conference (ACC). IEEE, 2020: 82–87.
- [31] BIAGIOTTI L, MELCHIORRI C. Optimization of generalized S-curve trajectories for residual vibration suppression and compliance with kinematic bounds[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2020, 26(5): 2724–2734.
- [32] 刘慧, 张世义, 段云鹏, 等. 基于改进双向 RRT 的果园机器人运动规划算法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(11): 31–39. LIU Hui, ZHANG Shiyi, DUAN Yunpeng, et al. Orchard robot motion planning algorithm based on improved bidirectional RRT*[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(11): 31–39. (in Chinese)
- [33] ZHANG T, WANG J, MENG M Q H. Generative adversarial network based heuristics for sampling-based path planning[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2021, 9(1): 64–74.

(上接第 44 页)

- [17] 雷铭哲, 孙少杰, 陈晋良, 等. 基于 OpenCV 的 CCD 摄像机标定方法[J]. 火力与指挥控制, 2014, 39(增刊 1): 49–51. LEI Mingzhe, SUN Shaojie, CHEN Jinliang, et al. Method of CCD camera calibration based on OpenCV[J]. Fire Control & Command Control, 2014, 39(Supp. 1): 49–51. (in Chinese)
- [18] 刘波, 杨长辉, 熊龙烨, 等. 果园自然环境下采摘机器人路径识别方法[J]. 江苏农业学报, 2019, 35(5): 1222–1231. LIU Bo, YANG Changhui, XIONG Longye, et al. Path recognition method of picking robot based on orchard natural environment[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2019, 35(5): 1222–1231. (in Chinese)
- [19] 巨志勇, 薛永杰, 张文馨, 等. 自适应阈值 Prewitt 的石榴病斑检测算法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(8): 135–142. JU Zhiyong, XUE Yongjie, ZHANG Wenxin, et al. Algorithm for detecting pomegranate disease spots based on Prewitt operator with adaptive threshold[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(8): 135–142. (in Chinese)
- [20] 徐建华, 豆毅庚, 丁子豪, 等. 复杂场景非结构化道路消失点检测算法[J]. 机械工程学报, 2022, 58(12): 121–129. XU Jianhua, DOU Yigeng, DING Zihao, et al. Unstructured road vanishing point detection algorithm for complex scenes[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(12): 121–129. (in Chinese)
- [21] 赵雄, 徐港吉, 陈建能, 等. 基于 Laws 与 Gabor 滤波的田间西兰花花球识别技术[J]. 农业机械学报, 2023, 54(4): 313–322. ZHAO Xiong, XU Gangji, CHEN Jianneng, et al. Field broccoli head recognition technology based on Laws and Gabor filter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 313–322. (in Chinese)
- [22] 廖巍, 郑立华, 李民赞, 等. 基于随机森林算法的自然光照条件下绿色苹果识别[J]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 86–91. LIAO Wei, ZHENG Lihua, LI Minzan, et al. Green apple recognition in natural illumination based on random forest algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 86–91. (in Chinese)
- [23] 武星, 张颖, 李林慧, 等. 复杂光照条件下视觉引导 AGV 路径提取方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(10): 15–24. WU Xing, ZHANG Ying, LI Linhui, et al. Path extraction method of vision-guided AGV under complex illumination conditions[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(10): 15–24. (in Chinese)
- [24] 宋怀波, 何东健, 辛湘俊. 基于机器视觉的非结构化道路检测与障碍物识别方法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(6): 225–230. SONG Huaibo, HE Dongjian, XIN Xiangjun. Unstructured road detection and obstacle recognition algorithm based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(6): 225–230. (in Chinese)
- [25] 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)
- [26] 高国琴, 李明. 基于 K-means 算法的温室移动机器人导航路径识别[J]. 农业工程学报, 2014, 30(7): 25–33. GAO Guoqin, LI Ming. Navigating path recognition for greenhouse mobile robot based on K-means algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(7): 25–33. (in Chinese)