doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.002

水稻收获作业视觉导航路径提取方法

关卓怀[1,2]　陈科尹[2]　丁幼春[1]　吴崇友[2]　廖庆喜[1]

(1.华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2.农业农村部南京农业机械化研究所, 南京 210014)

摘要:针对水稻收获视觉导航中的路径规划问题,提出一种水稻收获作业视觉导航路径提取方法。通过相机标定获取畸变参数矫正原始图像,并进行高斯滤波,采用基于 $2R-G-B$ 超红特征模型的综合阈值法进行图像二值化分割,并对二值图像进行形态学的开-闭运算,抑制噪声干扰,根据图像灰度垂直投影值动态设定感兴趣区域,水平扫描获取作物线拟合关键点,最后采用多段三次 B 样条曲线拟合法提取水稻待收获区域边界线。室内试验表明,采用本文所提出的图像处理方法提取的图像中距离信息平均误差为 9.9 mm、偏差率为 2.0%,角度信息平均误差为 0.77°、误差率 2.7%。在顺光、逆光、强光、弱光 4 种光线环境下,对中粳 798 和临稻 20 两种作物进行了收获路径提取田间试验,以像素误差、距离误差、相对误差和标准差为评价指标,对比了不同光线下的路径提取结果,试验结果表明,对于中粳 798 的收获图像,4 种光线环境下 15 个关键点的平均像素误差为 28.7 像素,平均距离误差 39.7 mm,平均相对误差 2.7%;强光环境平均像素误差最小,为 26.2 像素;弱光环境平均距离误差最小,为 23.9 mm;强光环境平均相对误差最小,为 2.0%;顺光环境稳定性最好,标准差为 6.8 像素。对于临稻 20 的收获图像,4 种光线环境下 15 个关键点的平均像素误差 36.5 像素,平均距离误差 45.0 mm,平均相对误差 2.8%,在逆光环境下的平均像素误差、平均距离误差和平均相对误差均最小,分别为 29.5 像素、36.9 mm 和 2.3%,稳定性也最好,标准差为 10.8 像素。单帧图像平均处理时间 38 ms。本研究可为田间作物线检测和收获作业的自动导航提供参考。

关键词:水稻;收获;导航路径;机器视觉;动态 ROI;三次 B 样条曲线

中图分类号:S225.3;TP391.41　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2020)01-0019-10　　**OSID**:

Visual Navigation Path Extraction Method in Rice Harvesting

GUAN Zhuohuai[1,2]　CHEN Keyin[2]　DING Youchun[1]　WU Chongyou[2]　LIAO Qingxi[1]

(1. *College of Engineering*, *Huazhong Agricultural University*, *Wuhan* 430070, *China*

2. *Nanjing Research Institute for Agricultural Mechanization*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Nanjing* 210014, *China*)

Abstract: Aiming at the path planning in rice harvesting visual navigation, a method for extracting the boundary line of rice harvesting area was presented. Camera distortions were eliminated by camera calibration. According to the ultra-red characteristics model $2R-G-B$, binary images were carried out based on integrated threshold method. Noise was eliminated by using the opening operation and closing operation in morphology. The ROI area was dynamically set according to the image grayscale vertical projection value. Crop line fitting key points were obtained by horizontal scanning. The boundary line of rice to be harvested was extracted by multi-segment cubic B-spline curve fitting method. Laboratory tests showed that the average error of distance information extracted based on the proposed image processing method was 9.9 mm, the deviation rate was 2.0%, the average error of angle information was 0.77°, and the error rate was 2.7%. The field experiment of harvesting path extraction was carried out for two crops, Zhongjing 798 and Lindao 20 under four different light environments, direct sunlight, backlight, strong light and weak light, respectively. For the harvest image of Zhongjing 798, the average pixel error of crop line key point recognition was 28.7 pixel, the average distance error was 39.7 mm, and the average relative error was 2.7%. The minimum average pixel error was 26.2 pixel in strong light, the

收稿日期:2019-09-26　修回日期:2019-10-14

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFD0700400、2017YFD0700405)、国家油菜产业体系专项(CARS-12)和农业部科研杰出人才及创新团队项目

作者简介:关卓怀(1988—),男,博士生,农业农村部南京农业机械化研究所助理研究员,主要从事农业装备研究,E-mail:675290487@qq.com

通信作者:廖庆喜(1968—),男,教授,博士生导师,主要从事油菜机械化生产技术与装备研究,E-mail:liaoqx@mail.hzau.edu.cn

minimum average distance error was 23.9 mm in weak light, the minimum average relative error was 2.0% in strong light, in direct sunlight the algorithm was most stable with a standard deviation of 6.8 pixel. For the harvested image of Lindao 20, the average pixel error of crop line key point recognition was 36.5 pixel, the average distance error was 45.0 mm, and the average relative error was 2.8%. All minimum value of each indicator was in backlight, the minimum average pixel error was 29.5 pixel, the minimum average distance error was 36.9 mm, the minimum average relative error was 2.3% and the minimum standard deviation was 10.8 pixel. The average processing time of single frame image was 38 ms, which can provide reference for crop line detection and automated navigation in harvesting.
Key words: rice; harvest; navigation path; machine vision; dynamic ROI; cubic B-spline curve

0 引言

水稻是我国的主要粮食作物,收获是水稻生产的重要环节。水稻收获须在黄熟期到完熟初期的 5~8 d 内完成,否则会直接影响产量、品质和下茬作物种植时机。收获时,机手需要根据作物长势和收获效果及时调整工作部件运行参数。自动导航技术的不断成熟,极大地提高了机械的田间作业品质和效率,降低了驾驶员劳动强度。通过机器视觉识别水稻已收获与未收获区域之间的分界线,再根据当前车辆位置与航线之间的像素差,计算航向偏差与横向偏差,是规划收获作业导航路径的一种有效手段[1-3]。

针对农田作业机具的作物线提取和视觉导航技术,国内外学者已开展了研究。文献[4]通过提取图像中的 G 值,区分果园中树冠与背景,拟合树行中心线为导航线,试验表明,自主导航系统在桃园中的行进误差的均方根为 2.13 cm。文献[5]设计了 ROI 区域动态选择方法,使用 $3B-R-G$ 法对彩色图像进行灰度化处理,基于过已知点的 Hough 变换法检测棉花收获导航线。文献[6]运用 $2G-R-B$ 灰度化算法和随机 Hough 变换检测作物中心线,通过像素信息与世界坐标的变换,提取了位置偏差信息。文献[7-10]采用与光照无关的 C_g 分量对彩色图像进行灰度化处理,分别利用基于线性相关系数约束法和改进的遗传算法提取作物行中心线,两种方法对横向偏差的检测平均误差分别小于 12 mm 和 33 mm,但基于线性相关系数约束法的图像处理耗时较长。文献[11]基于 HSV 色彩空间对大拱棚路径图像信息进行处理,以道路尽头横向中心点作为导航信息标定点,导航线横向平均识别偏差为 2.4 cm。文献[12]基于图像中 I 分量对番茄垄间道路图像进行灰度化处理,采用最小二乘法拟合导航线离散点,结果表明,该算法对导航线拟合的平均正确率达 91.67%,平均相对偏差率 0.71%。文献[13-14]提出了基于图像旋转投影的导航路径检测算法,并且在大曲率路径时,采用双切线法估计转弯半径,识别准确率达 95% 以上。综上,由于机器视觉系统易受光照条件、阴影噪声等环境因素的影响,故要求图像处理算法具有良好的鲁棒性和实时性,从而确保自动导航系统的作业精度。现有作物线提取方法大多将作物线视作直线进行拟合,但因作物生长和收获时情况复杂,作物线往往为不规则形状,采用直线法拟合作物线必然导致航线提取的偏差。

为解决上述问题,本文提出一种水稻收获作业视觉导航路径提取方法。通过相机标定获取相机内部参数和畸变参数,矫正原始图像,高斯滤波钝化图像,采用 $2R-G-B$ 超红特征模型的综合阈值进行图像二值化分割,基于形态学的开-闭运算抑制二值图像中的噪声干扰,根据图像灰度垂直投影值动态设定 ROI 区域,水平扫描获取作物线关键点,采用多段三次 B 样条曲线拟合法提取水稻待收获区域边界线,最后通过室内试验和田间试验对视觉导航路径提取方法进行验证。

1 图像预处理

1.1 畸变矫正

通过相机采集到的田间图像是像素信息,需获取相机的内部参数,把图像间的像素关系转换为具体物理单位。同时,由于镜头存在畸变,需要获取相机的畸变参数,再进行图像矫正。

本文基于张正友法[15],通过 40 幅不同角度的标定板图像完成标定。标定软件如图 1 所示。标定结果如表 1 所示。平面靶标图像特征点的平均像素误差 p_{err} 为 0.1 像素,绝对误差 f_{err} 为 0.25 mm。

基于相机标定结果获得已知像素与其世界坐标的映射关系,对畸变图像进行变换缩放,生成消除透视畸变和镜头畸变的矫正图像,矫正后的图像如图 2 所示。

1.2 高斯滤波

图像处理过程中易受到噪声的干扰而产生误判或丢失重要信息。图像增强可以有目的地强调图像的某些特性,抑制不感兴趣区域,加强图像判断和机器决策效果。对于水稻收获图像,作物间的空白和



图 1　相机标定软件界面

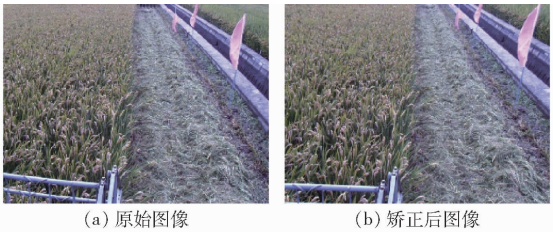
Fig. 1　Camera calibration software interface

表 1　相机标定结果

Tab. 1　Result of camera calibration

相机内部参数	数值	畸变参数	数值
f_x/像素	1 225.61	k_1	−0.34
f_y/像素	1 225.68	k_2	0.16
u_0/像素	640.67	k_3	−0.035
v_0/像素	478.68	p_1	0.014
α/rad	0	p_2	−0.000 25

注：f_x、f_y为焦距 f 在 x、y 方向上的值，u_0、v_0为主点（图像原点）坐标值，k_1、k_2、k_3为径向畸变系数，p_1、p_2为切向畸变系数。α 为相机内部参数成像平面倾角。



(a) 原始图像　　(b) 矫正后图像

图 2　图像畸变矫正结果

Fig. 2　Image distortion correction

作物线附近突出的水稻茎秆都会影响导航路径的提取。本文基于高斯平滑滤波，通过降低图像细节进行模糊化，降低噪声的干扰。二维高斯滤波函数为

$$h(x,y)=\mathrm{e}^{\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \tag{1}$$

式中　(x,y)——像素点坐标

σ——正态分布的标准差

像素点坐标在图像处理中是整数，正态分布的标准差决定高斯滤波模板的宽度。认为 3σ 距离之外的像素对中心点不起作用，设 3σ 取整后的值为 k，则高斯滤波窗口为 $(2k+1)\times(2k+1)$ 矩阵。使用模板对窗口矩阵内的像素进行卷积，矩阵内每个像素都是周围相邻像素加权平均，令矩阵中心点的像素等于加权平均值。通过高斯函数离散化得到的高斯函数值作为滤波模板系数，窗口矩阵内各元素的值为

$$H_{i,j}=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\mathrm{e}^{-\frac{(i-k-1)^2+(j-k-1)^2}{2\sigma^2}} \tag{2}$$

如果 σ 较小，则生成模板的中心系数较大，周围的系数较小，对图像的平滑效果不明显；反之，若 σ 较大，则生成模板的各个系数相差不是很大，图像的平滑效果比较明显，通过试验，根据图像调节 σ，抑制噪声。本文取 $\sigma=0.7$，滤波窗口为一个 5×5 的矩阵。滤波前图像如图 2b 所示，滤波后图像如图 3 所示。

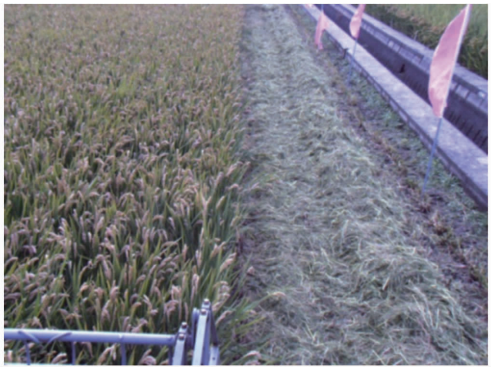
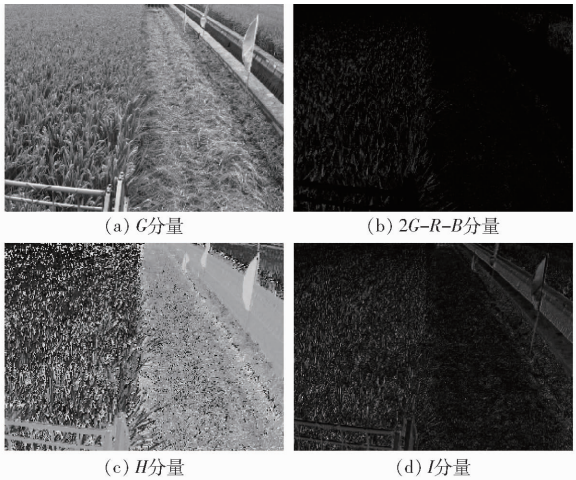


图 3　高斯滤波后图像

Fig. 3　Image after Gauss filter

1.3　图像灰度化与二值化

为提取图像中的作物边界，需要将彩色图像转换成灰度图像，以统计像素灰度信息。RGB、HSV 和 HSI 是农业工程图像处理领域常用的颜色模型[16-18]。基于多种颜色模型和常用的灰度化算法对收获图像进行灰度化后的结果如图 4 所示，包括 RGB 的 G 分量（图 4a）、RGB 的 $2G-R-B$ 分量（图 4b）、HSV 的 H 分量（图 4c）、HSI 的 I 分量（图 4d）。



(a) G分量　　(b) $2G$-R-B分量

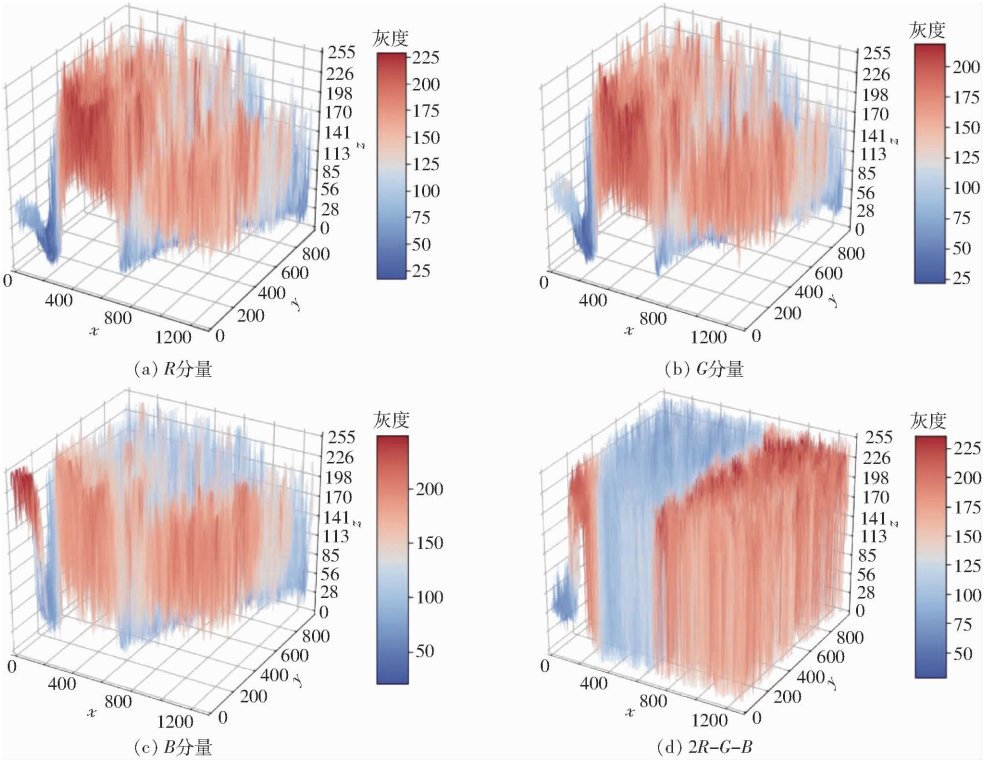
(c) H分量　　(d) I分量

图 4　颜色空间分量图

Fig. 4　Component graphs of each color space

由图 4a 可知，水稻收获区域灰度图像中，已收获区域与未收获区域边界并不明显，图 4b～4d 中在未收获区内部，存在较多噪声，不利于作物线的提取。水稻收获图像主要由已收获的水稻区域、未收获的水稻区域和两个区域间的田地组成。从颜色看，已收获区域主要覆盖为联合收获机碎草机构打碎的秸秆，以绿色为主；未收获区域中，水稻谷穗为

黄色,叶片和茎秆为绿色;背景田地为红黑色,颜色特征区分较为显著。对图像在 RGB 空间的分布特征进行定量分析,基于 Python 和 Matlab 提取了各颜色特征空间,如图 5 所示。



(a) R分量 (b) G分量 (c) B分量 (d) $2R-G-B$

图 5 颜色特征空间与图像灰度化效果

Fig. 5 Color space and gray processing

由图 5a ~5c 可知,收获图像中 R、G、B 分量在各个区域交互存在,不易直接区分。由图 5d 可知,图像经 $2R-G-B$ 运算后,可明显区分已收获区域与未收获区域,且能够突出作物线同田间背景的对比度,适合作为水稻收获图像的灰度化算法。根据这种颜色空间分布特征,本文提出了一种基于 $2R-G-B$ 超红特征模型的综合阈值二值化算法,设 $X=2R-G-B$ 代表超红分量,R_l、G_l、B_l、X_l 为各分量的阈值下限,R_h、G_h、B_h、X_h 为各分量的阈值上限,算法表达式为

$$g(x,y)=\begin{cases}255 & \begin{pmatrix}R_l<R<R_h,G_l<G<G_h,\\B_l<B<B_h,X_l<X<X_h\end{pmatrix}\\0 & (\text{其他})\end{cases} \tag{3}$$

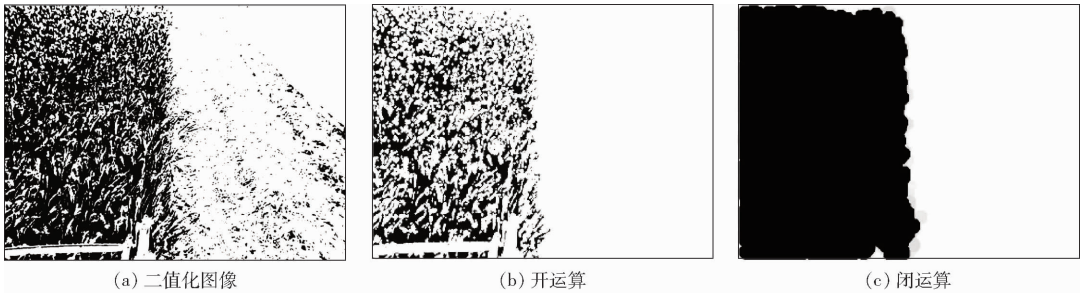
式中 $g(x,y)$——点(x,y)的灰度

设定各分量阈值,作为图像灰度化、二值化的依据,区分已收获区域与未收获区域,二值化处理后的收获图像如图 6a 所示。二值化图像中,未收获区域存在噪声点,已收获区域中也存在大量空洞。为了消除这些干扰,基于形态学处理方法,先对二值图像进行开运算,消除未收获区域的噪声点(图 6b),再进行闭运算,填充已收获区域中的孔洞(图 6c),得到可以进行边界拟合的二值化图像。

2 作物线拟合

2.1 感兴趣区域设定

作物线识别过程中,图像处理运算量过大会增加计算时间,影响系统工作的实时性。感兴趣区域(Region of interest, ROI)是从图像显示窗口中选择的一个关键部分,减少数据处理量,提高系统的处理



(a) 二值化图像 (b) 开运算 (c) 闭运算

图 6 二值化与形态学处理结果

Fig. 6 Results of binary and morphology

速度。但是由于作物线在图像中的位置是随机的，无法确定 ROI 位置。若 ROI 区域无法涵盖整个作物边界，必然导致关键点的失拟，但 ROI 区域过大又会增加计算量。为解决此类问题，本文提出了基于垂直投影法的动态 ROI 区域设定算法。

在二值图像中，未收获区域在图像左侧为黑色（灰度为 0），未收获区域在图像右侧为白色（灰度为 255）。将图像进行垂直投影，若像素灰度为 255 则累加，统计各列灰度为 255 的像素点数 M。设第 i 列像素点数 M_i 为最大值，这表明此列白色像素点最多，必然是未收获区域。设定未收获区域在图像左侧，若存在多列 M 值相同，则取最左侧列；未收获区在右侧同理，在试验前进行设定。以列像素位置为中线，左右取 200 像素宽，即为感兴趣区域，垂直投影统计的像素如图 7 所示。

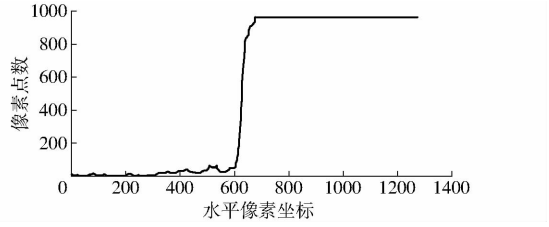


图 7　像素垂直投影

Fig. 7　Pixel vertical projection

2.2　关键点选取与作物线拟合

现有作物线拟合方法包括 Hough 变换及其改进算法[3]、最小二乘法[19]、垂直投影法[20]等。这些拟合方法针对直线型作物线的拟合效果较好，但对于曲线型和不规则形状的作物边界，作物线拟合误差增大。受田间复杂环境和作物长势影响，作物边界一般不会为严格的直线。本文采用水平扫描法，提取作物线拟合关键点的横坐标，并提出一种基于三次 B 样条曲线的作物线拟合方法，以适用于各类边界形状的作物线。

设拟合关键点坐标为 (x_i, y_i)，图像二值化后未收获区灰度为 0，已收获区的灰度为 255，两者的分界点就是灰度由 0 变为 255 的点。所以在 ROI 内进行水平扫描，就可以确定分界点，即作物线拟合关键点 x_i。

关键点的数量影响作物线拟合质量。选取过多会增加计算量，过少则影响拟合精度。设每隔 l 行提取一个关键点，则关键点数量为

$$m = V/l \tag{4}$$

式中　m——关键点数量

V——图像像素总行数

根据关键点数量，将图像沿纵向平均分割，区域也为 m 个，取每个区域内形心的纵坐标 y_i 为拟合定位点的纵坐标

$$y_i = \frac{\sum_{y \in A} y}{j} \tag{5}$$

式中　y——像素纵坐标

A——区域内像素点的集合

j——区域内的像素点数

在 ROI 内以从上到下的顺序进行 m 次水平扫描，即可获取所有的拟合关键点。在获取关键点后进行曲线拟合。

设样条曲线基于给定的 $n+1$ 个控制点 p_i（$i = 0,1,2,\cdots,n$），n 次 B 样条曲线段的参数表达式为

$$P(t) = \sum_{i=0}^{n} p_i F_{i,n}(t) \quad (t \in [0,1]) \tag{6}$$

式中　$F_{i,n}(t)$——n 次 B 样条基函数

$F_{i,n}(t)$ 展开式为

$$F_{i,n}(t) = \frac{1}{n!} \sum_{j=0}^{n-i} (-1)^j C_{n+1}^{j} (t+n-i-j) \tag{7}$$

其中

$$C_{n+1}^{j} = \frac{(n+1)!}{j!\ (n+1-j)!} \tag{8}$$

本文基于三次 B 样条曲线进行作物线拟合，取 $n=3$，样条曲线基函数为

$$\begin{cases} F_{0,3}(t) = \dfrac{1}{6}(1-t)^3 \\ F_{1,3}(t) = \dfrac{1}{6}(3t^3 - 6t^2 + 4) \\ F_{2,3}(t) = \dfrac{1}{6}(-3t^3 + 3t^2 + 3t + 1) \\ F_{3,3}(t) = \dfrac{1}{6}t^3 \end{cases} \quad (t \in [0,1]) \tag{9}$$

矩阵形式为

$$\boldsymbol{P}_{0,3}(t) = \frac{1}{6}\begin{bmatrix} 1 & t & t^2 & t^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 1 & 0 \\ -3 & 0 & 3 & 0 \\ 3 & -6 & 3 & 0 \\ -1 & 3 & -3 & 1 \end{bmatrix} \tag{10}$$

将相邻两个定位点归为一组，每组通过插值运算生成 4 个控制点，生成单条三次 B 样条曲线，整幅图像共拟合 $m-1$ 条三次 B 样条曲线。所以，作物线的表达式为 $m-1$ 条所拟合的三次 B 样条曲线组成的分段函数

$$y = f(x) = \begin{cases} P_1 & (x \in [x_1, x_2]) \\ P_2 & (x \in (x_2, x_3]) \\ \vdots & \\ P_{m-2} & (x \in (x_{m-2}, x_{m-1}]) \\ P_{m-1} & (x \in (x_{m-1}, x_m]) \end{cases} \tag{11}$$

三次 B 样条曲线拟合的关键点越多,曲线越光滑,拟合的精度也越高,但关键点过多会导致曲线过拟合,同时增加计算量,影响图像拟合的实时性。本文取 $l=60$,图像尺寸为 1 292 像素 ×964 像素,则关键点数 $m=15$,所拟合的作物线如图 8 所示。

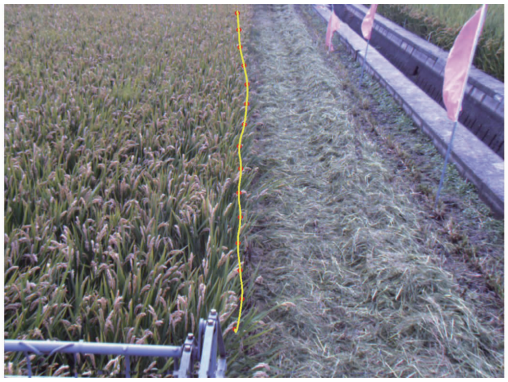


图 8 作物线拟合结果

Fig. 8 Fitting result of crop line

3 试验与结果分析

3.1 坐标变换

图像使用大恒 MER－125－30GC 型工业相机拍摄,130 万像素,配置 H2Z0414C－MP 镜头。用于图像处理的计算机处理器为 Inerl Core i7,主频 2.5 GHz,内存 16 GB;图像处理程序基于 Microsoft Visual Studio 2015 和 OpenCV 3.3 开发。

为了将图像像素信息转换为实际位置信息,需要将相机坐标系转换至世界坐标系,进而将图像中的像素点数关系转换为实际的距离和角度关系。如图 9 所示,设 O_c 为视觉坐标系 $O_cX_cY_cZ_c$ 的原点,相机的右方为 X_c 轴(图 9 中为垂直于直面向内),O 为相机坐标系原点在地面的投影,作为世界坐标系 $OXYZ$ 的原点,X 方向与 X_c 一致。

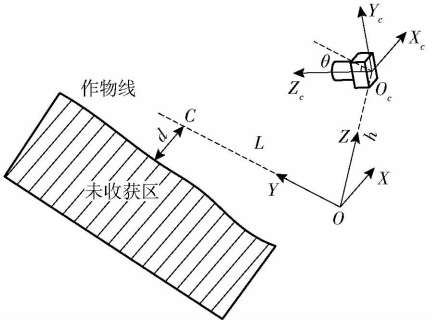


图 9 相机坐标系与世界坐标系的位置关系

Fig. 9 Positional relationship between camera coordinate system and world coordinate system

相机坐标系至世界坐标系的转换矩阵为

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -\sin\theta & \cos\theta \\ 0 & -\cos\theta & -\sin\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} + h \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \tag{12}$$

式中 θ——相机与水平面的夹角,(°)

h——相机中心距离地面高度,m

设作物线拟合点为 $C(x_C, y_C)$,前视距离 $L=y_C$,则横向偏差 $d=x_C$。

3.2 室内试验

通过室内试验,检验相机标定的准确性和图像处理算法的有效性。见图 10,室内试验时,相机的安装位置与地面的距离 $h=1.58$ m,相机轴线与水平面的夹角 $\theta=30°$,摄像机视野范围 $l_{P_1P_2}=11.88$ m,$l_{OP_1}=1.32$ m,$l_{OP_2}=13.20$ m。

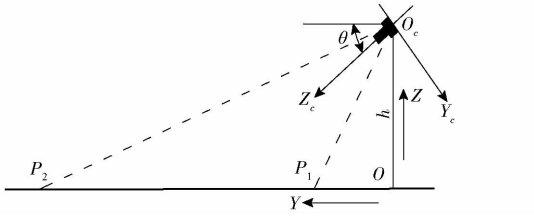
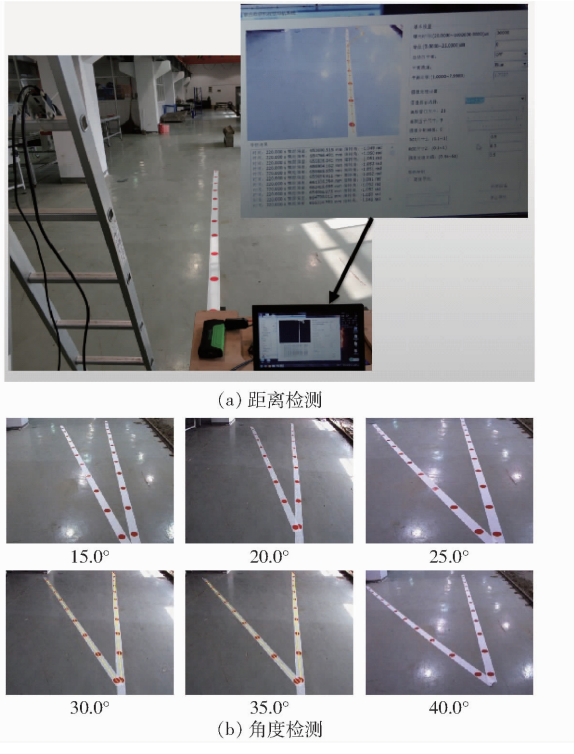


图 10 相机安装位置

Fig. 10 Installation location of camera

如图 11 所示,通过本文的图像处理方法,计算地面白色纸带上红色圆点的圆心距和白色纸带间的夹角,并与实际值进行对比。纸带上贴有 10 个红色圆点,相邻圆点的圆心间距为 500 mm。



(a) 距离检测

(b) 角度检测

图 11 室内试验

Fig. 11 Laboratory test

基于机器视觉计算相邻圆心的间距,改变相机的摆放位置,重复试验,检验距离识别精度。试验共重复 6 组,每组试验输出 9 个距离检测值,试验结果如表 2 所示。

同理，在地面上贴两条带有红色圆点的白色纸带，通过本文所述方法计算两纸带的夹角，试验共进行 6 组，试验结果如表 3 所示。

表 2　距离识别结果

Tab. 2　Distance calculation result

参数	试验组别					
	1	2	3	4	5	6
距离检测值/mm	493.0	493.0	489.6	489.6	486.7	489.5
	489.7	489.7	488.1	486.7	487.2	487.2
	494.9	494.9	490.4	491.9	488.2	487.1
	494.9	494.9	494.2	494.2	484.9	486.0
	512.6	512.6	489.2	491.0	486.0	484.7
	510.4	510.4	497.2	495.4	481.8	483.1
	511.2	502.3	502.0	502.0	480.9	469.2
	499.4	505.6	501.3	502.5	493.4	505.1
	499.4	505.6	501.1	503.6	476.4	476.4
平均误差/mm	7.0	7.1	6.2	6.6	15.5	17.0
偏差率/%	1.4	1.4	1.2	1.3	3.1	3.4
方差/mm^2	74.9	66.8	32.3	14.8	23.8	56.3
均方差/mm	8.7	8.2	5.7	3.8	4.9	7.5

表 3　角度识别结果

Tab. 3　Angle calculation result

参数	试验组别					
	1	2	3	4	5	6
实际值/(°)	15.0	20.0	25.0	30.0	35.0	40.0
检测值/(°)	14.7	19.7	23.9	29.0	34.1	39.0
误差/(°)	−0.3	−0.3	−1.1	−1.0	−0.9	−1.0
误差率/%	−2.0	−1.5	−4.4	−3.3	−2.5	−2.5

试验表明，图像处理获得的圆心距与实际值相比，平均误差为 9.9 mm，偏差率 2.0%，方差为 44.8 mm^2，均方差为 6.5 mm；角度检测试验平均误差 0.77°，误差率 2.7%，方差 0.13(°)^2。距离检测平均误差小于 1 cm，角度检测平均误差小于 0.8°，室内试验表明，相机标定准确，图像处理方法有效，可以较好地开展距离识别和角度计算。

3.3　田间试验

试验在泰州红旗农场水稻田中进行，田间试验过程中，相机安装在星光 4LZ−5 型履带式联合收获机操作台右前方。相机高度 $h=2.35$ m，相机轴线与水平面向下的夹角 $\theta=30°$，联合收获机工作速度约为 1.1 m/s。通过检测所拟合的作物线与图像中心线的距离偏差，对比实际偏差，检验作物线拟合结果。验证图像处理算法在不同光照环境下、对各类形状的作物边界线进行检测的结果。

在顺光、逆光、强光、弱光环境下对两种不同品种水稻（中粳 798、临稻 20）收获期的作物线进行识别，拍摄同时从连续视频帧上截取处理用图像，保存为 JPG 格式进行图像处理。在顺光、逆光、强光、弱光环境下，采集了中粳 798、临稻 20 两个品种的收获图像并进行处理。记录图像处理时间，平均每帧图像处理耗时分别为 33、35、38、48 ms 和 35、33、37、45 ms，单帧图像平均处理时间 38 ms，可以实现作物线的实时拟合。

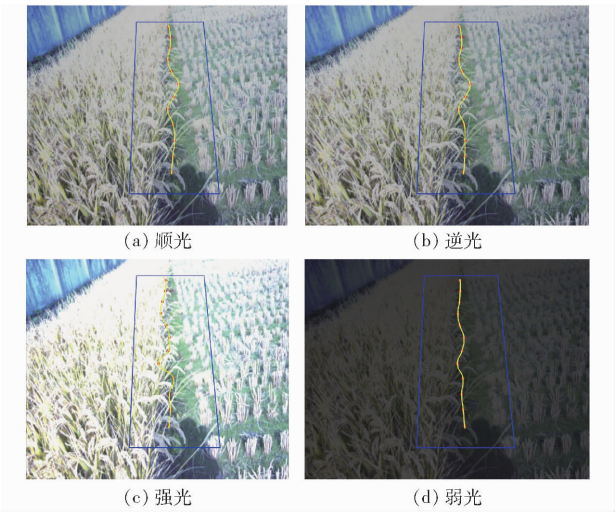
人工标识图像作物边界，并与机器视觉自动拟合的作物线作物边界进行对比，获取导航路径提取的像素误差 e_p，并通过式(12)转换为世界坐标系下的距离误差 e_w，相对误差为

$$e_r=\frac{e_p}{H}\times 100\% \tag{13}$$

式中　e_r——相对误差，%

H——图像横向像素数

中粳 798 作物线识别结果如图 12 所示，关键点的拟合误差计算结果如表 4 所示，作物线识别相对误差随像素纵坐标的变化如图 13 所示。



(a) 顺光　(b) 逆光　(c) 强光　(d) 弱光

图 12　中粳 798 作物线拟合结果

Fig. 12　Zhongjing 798 crop line fitting result

由表 4 可知，对于拟合中粳 798 作物线的 15 个关键点，顺光环境下像素误差范围为 16 ~ 36 像素，平均像素误差 26.9 像素，标准差为 6.8 像素，实际距离误差为 12 ~ 46 mm，平均距离误差 30.7 mm，相对误差 1.2% ~ 2.8%，平均相对误差 2.1%；逆光环境下像素误差范围为 18 ~ 63 像素，平均像素误差 35.2 像素，标准差为 11.9 像素，实际距离误差为 13 ~ 53 mm，平均距离误差 38.1 mm，相对误差 1.4% ~ 4.9%，平均相对误差 2.7%；强光环境下像素误差范围为 9 ~ 47 像素，平均像素误差 26.2 像素，标准差为 12.0 像素，实际距离误差为 15 ~ 40 mm，平均距离误差 26.3 mm，相对误差 0.7% ~ 3.6%，平均相对误差 2.0%；弱光环境下像素误差范围为 0 ~ 58 像素，平均像素误差 26.7 像素，标准差为 18.7 像

表 4 中粳 798 作物线 15 个关键点的横向偏差计算结果

Tab. 4 Calculation results of lateral deviation of 15 key points of Zhongjing 798 crop line

关键点	像素误差/像素				距离误差/mm				相对误差/%			
	顺光	逆光	强光	弱光	顺光	逆光	强光	弱光	顺光	逆光	强光	弱光
1	18	21	9	5	39	46	20	11	1.4	1.6	0.7	0.4
2	22	27	13	5	43	53	26	10	1.7	2.1	1.0	0.4
3	23	26	13	8	41	47	23	14	1.8	2.0	1.0	0.6
4	23	32	19	18	37	52	31	29	1.8	2.5	1.5	1.4
5	31	35	18	9	46	51	26	13	2.4	2.7	1.4	0.7
6	21	26	19	0	28	35	25	0	1.6	2.0	1.5	0
7	32	25	16	17	39	30	19	21	2.5	1.9	1.2	1.3
8	35	43	25	34	38	47	27	37	2.7	3.3	1.9	2.6
9	31	43	40	37	31	43	40	37	2.4	3.3	3.1	2.9
10	30	49	41	47	27	44	37	42	2.3	3.8	3.2	3.6
11	32	43	40	43	26	35	33	35	2.5	3.3	3.1	3.3
12	16	18	30	30	12	13	22	22	1.2	1.4	2.3	2.3
13	18	32	23	32	12	21	15	21	1.4	2.5	1.8	2.5
14	35	63	40	58	21	38	24	35	2.7	4.9	3.1	4.5
15	36	45	47	58	20	25	26	32	2.8	3.5	3.6	4.5
平均值	26.9	35.2	26.2	26.7	30.7	38.1	26.3	23.9	2.1	2.7	2.0	2.1

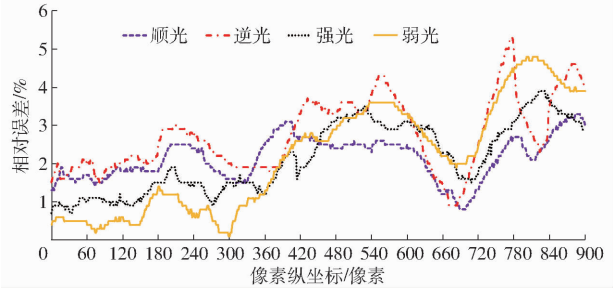


图 13 中粳 798 作物线识别相对误差

Fig. 13 Relative error of Zhongjing 798 crop line recognition

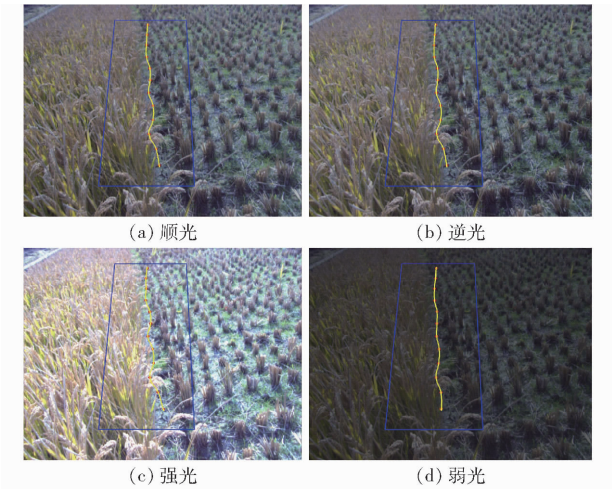


图 14 临稻 20 作物线拟合结果

Fig. 14 Lindao 20 crop line fitting results

素,实际距离误差为 0 ~ 42 mm,平均距离误差 23.9 mm,相对误差 0 ~ 4.5%,平均相对误差 2.1%。

对于中粳 798 的收获图像,强光环境下平均像素误差最小,为 26.2 像素,弱光环境下平均距离误差最小,为 23.9 mm,强光环境下平均相对误差最小,为 2.0%,顺光环境下稳定性最好,标准差为 6.8 像素。4 种光线环境下,中粳 798 作物线关键点识别的平均像素误差为 28.7 像素,平均距离误差 39.7 mm,平均相对误差 2.7%。

临稻 20 作物线识别结果如图 14 所示,关键点的识别误差计算结果如表 5 所示,作物线识别相对误差随像素纵坐标的变化如图 15 所示。

由表 5 可知,对于拟合临稻 20 作物线的 15 个关键点,在顺光环境下的像素误差范围为 21 ~ 76 像素,平均像素误差 40.2 像素,标准差为 14.1 像素,实际距离误差为 16 ~ 98 mm,平均距离误差 47.8 mm,相对误差 1.6% ~ 5.9%,平均相对误差 3.1%;逆光环境下像素误差范围为 9 ~ 43 像素,平均像素误差 29.5 像素,标准差为 10.8 像素,实际距离误差为 7 ~ 77 mm,平均距离误差 36.9 mm,相对误差 0.7% ~ 3.3%,平均相对误差 2.3%;强光环境下像素误差范围为 18 ~ 76 像素,平均像素误差 36.5 像素,标准差为 13.9 像素,实际距离误差为 12 ~ 89 mm,平均距离误差 42.6 mm,相对误差 1.4% ~ 5.9%,平均相对误差 2.8%;弱光环境下的像素误差范围为 11 ~ 67 像素,平均像素误差 39.8 像素,标准差为 16.2 像素,实际距离误差为 8 ~ 132 mm,平均距离误差 52.8 mm,相对误差 0.9% ~ 5.2%,平均相对误差 3.1%。

对于临稻 20 的收获图像,在逆光环境下的平均像素误差最小,为 29.5 像素,平均距离误差最小,为 36.9 mm,平均相对误差最小,为 2.3%,稳定性也最好,标准差为 10.8 像素。4 种光线环境下,临稻 20

表 5　临稻 20 作物线 15 个关键点的横向偏差计算结果

Tab. 5　Calculation results of lateral deviation of 15 key points of Lindao 20 crop line

关键点	像素误差/像素				距离误差/mm				相对误差/%			
	顺光	逆光	强光	弱光	顺光	逆光	强光	弱光	顺光	逆光	强光	弱光
1	33	25	32	60	72	54	70	131	2.6	1.9	2.5	4.6
2	37	31	45	67	73	61	89	132	2.9	2.4	3.5	5.2
3	55	43	41	63	98	77	73	113	4.3	3.3	3.2	4.9
4	51	39	34	59	83	63	55	96	3.9	3.0	2.6	4.6
5	51	42	44	56	75	62	65	82	3.9	3.3	3.4	4.3
6	49	43	52	32	65	57	69	43	3.8	3.3	4.0	2.5
7	42	43	18	32	51	52	22	39	3.3	3.3	1.4	2.5
8	44	37	27	37	48	40	30	40	3.4	2.9	2.1	2.9
9	33	24	34	37	33	24	34	37	2.6	1.9	2.6	2.9
10	30	25	37	32	27	22	33	29	2.3	1.9	2.9	2.5
11	21	17	32	21	17	14	26	17	1.6	1.3	2.5	1.6
12	22	9	30	11	16	7	22	8	1.7	0.7	2.3	0.9
13	28	15	18	25	19	10	12	17	2.2	1.2	1.4	1.9
14	50	35	46	47	30	21	28	28	3.9	2.7	3.6	3.6
15	76	35	76	46	42	19	42	25	5.9	2.7	5.9	3.6
平均值	40.2	29.5	36.5	39.8	47.8	36.9	42.6	52.8	3.1	2.3	2.8	3.1

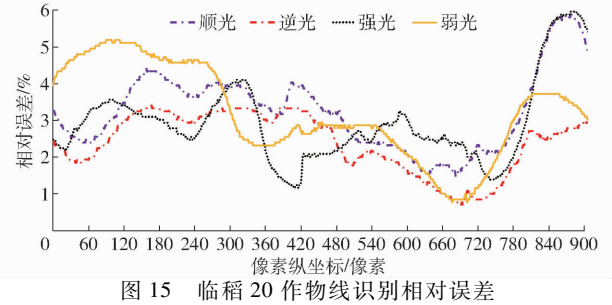


图 15　临稻 20 作物线识别相对误差

Fig. 15　Relative error of Lindao 20 crop line recognition

作物线关键点识别的平均像素误差为 36.5 像素，平均距离误差 45.0 mm，平均相对误差 2.8%。

综上所述，应用本文所提出的水稻收获导航线提取方法，导航线的提取误差不超过 45 mm，相对误差不超过 2.8%。中粳 798 收获图像的导航路径提取结果优于临稻 20 的收获图像，这是因为除了光照因素外，图像处理结果还受到作物纹理等多种因素干扰。本文导航路径提取算法识别耗时短，结果较为可靠，能适应多种光照环境，可以作为联合收获机视觉导航的依据。

4　结论

(1)针对水稻收获图像中各区域的颜色特征，提出了适合收获作业导航的 $2R-G-B$ 图像灰度化算法，该方法适于提取水稻已收获区域与未收获区域分界线。

(2)针对作物长势和田间环境复杂、作物线轮廓不规则的特点，提出了基于三次 B 样条曲线的作物线拟合方法，提高了作物线拟合方法的适应性。

(3)试验表明，在不同的光线条件下，中粳 798 收获图像的作物线识别平均像素误差为 28.7 像素，平均距离误差 39.7 mm，平均相对误差 2.7%；临稻 20 收获图像的作物线识别平均像素误差为 36.5 像素，平均距离误差 45.0 mm，平均相对误差 2.8%；单帧图像平均处理时间 38 ms。所提出的图像处理与作物线拟合方法，在强光、弱光、顺光、逆光环境下都能较为准确地识别已收获区域与未收获区域，适用于田间环境下水稻收获作业视觉导航路径的提取。

参　考　文　献

[1]　张铁民，庄晓霖. 基于 DM642 的高地隙小车的田间路径识别导航系统[J]. 农业工程学报，2015，31(4)：160－167.
ZHANG Tiemin, ZHUANG Xiaolin. Identification and navigation system of farmland path for high-clearance vehicle based on DM642[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(4): 160－167. (in Chinese)

[2]　赵腾，野口伸，杨亮亮，等. 基于视觉识别的小麦收获作业线快速获取方法[J/OL]. 农业机械学报，2016，47(11)：37－42.
ZHAO Teng, NOBORU Noguchi, YANG Liangliang, et al. Fast edge detection method for wheat field based on visual recognition[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(11): 37－42. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20161105&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.005. (in Chinese)

[3]　JIANG Guoquan, WANG Zhiheng, LIU Hongmin, et al. Automatic detection of crop rows based on multi-ROIs[J]. Expert

Systems with Application,2015,42(5):2429 – 2441.
[4] RADCLIFFE J, COX J, BULANON D M. Machine vision for orchard navigation[J]. Computers in Industry, 2018, 98:165 – 171.
[5] 李景彬,陈兵旗,刘阳,等. 采棉机视觉导航路线图像检测方法[J]. 农业工程学报,2013,29(11):11 – 19.
LI Jingbin, CHEN Bingqi, LIU Yang, et al. Detection for navigation route for cotton harvester based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE,2013,29(11):11 – 19. (in Chinese)
[6] 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)
[7] 孟庆宽,何洁,仇瑞承,等. 基于机器视觉的自然环境下作物行识别与导航线提取[J]. 光学学报, 2014, 34(7):172 – 178.
MENG Qingkuan, HE Jie, QIU Ruicheng, et al. Crop recognition and navigation line detection in natural environment based on machine vision[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(7): 172 – 178. (in Chinese)
[8] 孟庆宽,张漫,仇瑞承,等. 基于改进遗传算法的农机具视觉导航线检测[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(10):39 – 46.
MENG Qingkuan, ZHANG Man, QIU Ruicheng, et al. Navigation line detection for farm machinery based on improved genetic algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(10):39 – 46. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20141007&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2014.10.007. (in Chinese)
[9] 孟庆宽,刘刚,张漫, 等. 基于线性相关系数约束的作物行中心线检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(增刊1): 216 – 223.
MENG Qingkuan, LIU Gang, ZHANG Man, et al. Crop rows detection based on constraint of liner correlation coefficient[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(Supp.1):216 – 223. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 2013s139&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.S1.039. (in Chinese)
[10] MENG Q, QIU R, HE J, et al. Development of agricultural implement system based on machine vision and fuzzy control[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 112:128 – 138.
[11] 李天华,吴增昊,廉宪坤,等. 基于定向摄像头的大拱棚运输车视觉导航研究[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(增刊): 8 – 13.
LI Tianhua, WU Zenghao, LIAN Xiankun, et al. Navigation line detection for greenhouse carrier vehicle based on fixed direction camera[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(Supp.):8 – 13. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 2018s002&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.S0.002. (in Chinese)
[12] 王新忠,韩旭,毛罕平,等. 基于最小二乘法的温室番茄垄间视觉导航路径检测[J/OL]. 农业机械学报, 2012, 43(6): 161 – 166.
WANG Xinzhong, HAN Xu, MAO Hanping, et al. Navigation line detection of tomato ridges in greenhouse based on least square method[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(6):161 – 166. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20120629&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.06.029. (in Chinese)
[13] 丁幼春,王书茂,陈度. 基于图像旋转投影的导航路径检测算法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(8):155 – 160.
DING Youchun, WANG Shumao, CHEN Du. Line detection arithmetic based on image rotation and projection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2009,40(8):155 – 160. (in Chinese)
[14] 丁幼春,廖庆喜,黄海东,等. 联合收获机大曲率路径视觉导航方法[J]. 农业机械学报, 2011,42(增刊):122 – 127.
DING Youchun, LIAO Qingxi, HUANG Haidong, et al. Large curvature path detection for combine harvester based on vision navigation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2011,42(Supp.):122 – 127. (in Chinese)
[15] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11):1330 – 1334.
[16] 李勇,丁伟利. 基于暗原色的农机具视觉导航线提取算法[J]. 光学学报, 2015, 35(2):221 – 228.
LI Yong, DING Weili. Navigation line of vision extraction algorithm based on dark channel[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(2):221 – 228. (in Chinese)
[17] 彭顺正,坎杂,李景彬. 矮化密植枣园收获作业视觉导航路径提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(9):45 – 52.
PENG Shunzheng, KAN Za, LI Jingbin. Extraction of visual navigation directrix for harvesting operation in short-stalked and close-planting jujube orchard[J]. Transactions of the CSAE,2017,33(9):45 – 52. (in Chinese)
[18] IVAN G S, JOSE M G, MARTIN M, et al. Curved and straight crop row detection by accumulation of green pixels from images in maize fields[J]. Precision Agriculture, 2017,19(2):18 – 41.
[19] 司永胜,姜国权,刘刚, 等. 基于最小二乘法的早期作物行中心线检测方法[J]. 农业机械学报, 2010, 41(7):163 – 167.
SI Yongsheng, JIANG Guoquan, LIU Gang, et al. Early stage crop rows detection based on least square method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(7):163 – 167. (in Chinese)
[20] 汤一平, 王伟羊, 朱威,等. 基于机器视觉的茶陇识别与采茶机导航方法[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(1):45 – 50.
TANG Yiping, WANG Weiyang, ZHU Wei, et al. Tea ridge identification and navigation method for tea-plucking machine based on machine vision[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1):45 – 50. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20160107&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.007. (in Chinese)