

基于双目视觉的田间作物高度和收割边界信息提取

魏新华 张 敏 刘青山 李 林

(江苏大学江苏省农业装备与智能化高技术研究重点实验室, 镇江 212013)

摘要: 为实现收获机无人驾驶自适应调控,提出一种基于双目视觉对田间作物高度和收割边界信息进行提取的方法。利用双目相机获取三维数据,基于 RANSAC 算法拟合初始地面平面,结合 IMU 计算作业实时平面,根据点到平面的距离将三维数据转换为对应的实际高度。提出一种改进的结合密度峰聚类和 K 均值聚类的方法对高度数据分类,同时基于归一化彩色图像分割作物上部区域,融合高度分类和彩色图像分割结果,实现作物高度信息的提取。利用高度数据序列和模型函数的互相关性提取收割边界点,基于最小二乘法拟合边界直线,根据当前边界线预测下一帧数据边界点的候选范围,由收割边界直线计算航向偏差和横向偏差。实验表明,该方法可以有效提取作物高度和收割边界信息,高度检测平均绝对误差为 0.043 m,边界识别正确率 93.30%,航向偏差平均误差为 1.04°,横向偏差平均绝对误差为 0.084 m,对联合收获机无人驾驶自适应调控有应用价值。

关键词: 作物高度; 收割边界; 双目视觉; 聚类; 互相关性

中图分类号: S24; TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)03-0225-09

OSID:



Extraction of Crop Height and Cut-edge Information Based on Binocular Vision

WEI Xinhua ZHANG Min LIU Qingshan LI Lin

(Jiangsu Provincial Key Laboratory of Agricultural Equipment and Intelligent High Technology Research,
Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: Crop height and cut-edge are important factors to be considered in unmanned rice wheat combine harvester, because the height of sowing wheel is adjusted according to the crop height and cut-edge provides navigation information. Therefore, field crop height and cut-edge information were extracted based on binocular vision. The 3D data and RGB image were acquired by binocular camera. The 3D data on the flat ground were filtered by voxels and through filters, and the filtered data was fitted to the initial plane by RANSAC algorithm. The real-time plane of harvesting operation was calculated with posture changes of harvester reflected by IMU data, and the 3D data was transformed into the actual height according to the distance from point to plane. An improved method combining density peak clustering and K-means clustering was proposed to classify the height data. At the same time, the RGB image was normalized and then segmented by Otsu algorithm to extract the upper region of crop. The common region of the cluster with the largest cluster center value and the upper crop region were obtained, and the mean value of the height data belonging to the common region was calculated to obtain the crop height. Based on the cross-correlation between the height data series and the model function, the cut-edge points were extracted. The cut-edge points were fitted to the cut-edge line by the least square method. According to the current boundary line, the candidate range of the next frame data cut-edge points was predicted. The heading deviation and lateral deviation were calculated by the cut-edge line. Experiments showed that this method could effectively extract the crop height and cut-edge information, and the mean absolute error of height was 0.043 m and the correct rate of boundary recognition was 93.30% under the complex harvest scenes including sparse, missed cutting and rutting. The average angle error of heading deviation was 1.04°, and the average absolute error of lateral deviation was 0.084 m. Therefore, the method had application value to unmanned self-adaptive control of combine harvester.

Key words: crop height; cut-edge; binocular vision; clustering; cross correlation

收稿日期: 2021-03-24 修回日期: 2021-05-17

基金项目: 上海市科技兴农项目(沪农科推字(2019)第4-3号)、江苏省现代农机装备与技术示范推广项目(NJ2019-27)和江苏大学农业装备学部项目

作者简介: 魏新华(1972—),男,研究员,博士生导师,主要从事农业智能装备研究,E-mail: wei_xh@126.com

0 引言

农业机械无人驾驶可以减少劳动力需求,提高作业精度和效率^[1-2],基于联合收获机的无人驾驶技术的研究尤为重要。传统的联合收获机无人驾驶技术主要是基于卫星导航信号实现车辆自主行走^[3-4]。在收获机作业时,需要实时监测作物高度,为拨禾轮高度实时调控提供依据。当无人收获机处于田地边缘作物边界参差不齐、树木遮挡无法接收卫星信号以及卫星信号短暂丢失等场景时,仅依靠卫星导航不能有效作业,需要对收割边界进行实时监测,实现辅助导航。

目前关于作物高度检测的研究方法主要有视觉和传统测距两种。SRITARAPIPAT 等^[5]通过图像处理分析稻田中固定标记棒和水稻的相对高度,以获取实际水稻高度。文献^[6-8]通过深度相机进行作物高度信息提取。文献^[9-10]使用双目立体相机的视差图实现作物高度计算。此外,文献^[11-12]利用激光雷达测距系统进行作物高度测量。以上测高方式或固定测量、或需要同时检测作物的底点与顶点、或仅适用于有垄种植方式,均不适用于稻麦作物的实际收获场景。

边界检测方法主要有视觉和激光两种。文献^[13-16]通过图像处理的方法进行边界提取,文献^[17-18]利用激光测距方法,根据收割边界两侧高度差异来检测边界。以上视觉方法均基于单目相机,在谷物成熟度不同、背景对比度不同等多样化的收获场景下,算法缺乏稳定适用性。激光雷达不适用于充满

灰尘和秸秆碎末的收获场景,且在作物生长稀疏的场景无法有效提取收割边界线。

为满足无人驾驶收获机在动态收割场景下对作物高度和收割边界的实时检测,本文提出一种基于双目视觉的稻麦联合收获机田间作物高度和收割边界的提取方法。利用双目相机获取被测物体的三维信息,将其转换为实际高度,结合彩色图像对作物高度进行计算,同时根据实际高度数据检测收割边界,实现对田间作物高度和收割边界的动态提取。

1 高度数据获取

1.1 数据采集

双目视觉技术是将 2 个普通相机相距固定的间隔安装,先进行相机标定获得内外参数,校正畸变图像,然后对左右相机拍摄的 2 幅图像进行立体匹配,确定被测物体分别在 2 幅图像上的位置,最后根据被测物体在 2 幅图像上的位置差异和几何关系,来计算其深度信息。本文使用 ZED 双目相机,该相机可输出左右 2 幅彩色图像、深度图、相机坐标系下三维坐标等。

数据采集系统包括计算机端、相机和 IMU(惯性测量单元),相机安装在中联重科 PL60 4LZT-6.0ZE 型稻麦联合收获机上,使用 Inter i5 处理器、运行 Visual Studio 2015 软件开发工具,相机安装位置和数据采集系统如图 1a 所示。对水稻进行收获作业,过程中获取左右 2 个相机分别拍摄的彩色图像、左图像素点对应的左相机坐标系下的三维相机坐标,彩色图像分辨率为 1 280 像素 × 720 像素,图 1b、1c 为一组数据示意图。

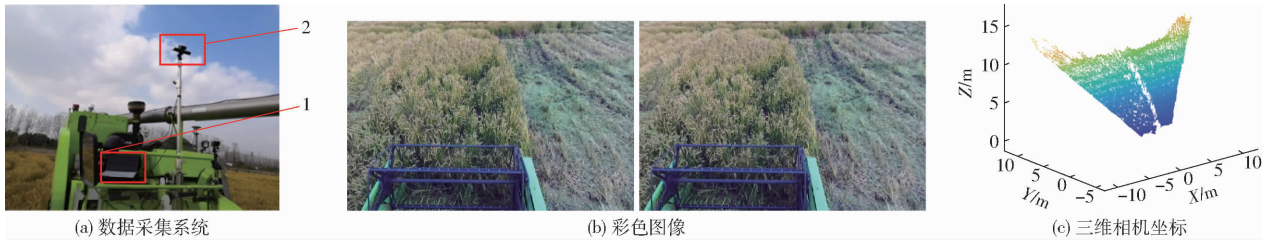


图 1 数据采集系统和数据示意图

Fig. 1 Data acquisition system and data diagram

1. 计算机端 2. 相机 + IMU

1.2 实际高度获取

作物高度计算以及根据高度数据检测收割边界,需对三维相机坐标进行处理,获得其对应的实际高度。图 2 为作业场景示意图,(O, X, Y, Z)为左相机坐标系,(x, y, z)为相机坐标, h 为点(x, y, z)实际高度。计算地面平面方程后,根据点到平面距离公式计算实际高度。

1.2.1 初始平面标定

为计算作业前的初始平面,在地面平坦且没有

作物的区域采集数据,获取该场景三维相机坐标。对三维数据进行滤波处理,先进行统计滤波,去除明显离群点,以提高平面计算的准确性;然后通过直通滤波选取地面感兴趣区域,选取坐标值属于中间部分的数据,去掉处于边缘及距离较远等精度相对较低的数据,同时去除收获机割台部分及周围无关环境。采用随机抽样一致算法(Random sample consensus, RANSAC)对滤波后的数据进行平面拟合^[19],拟合结果视为初始平面,如图 3 所示。

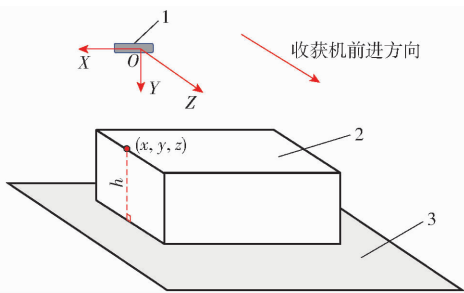
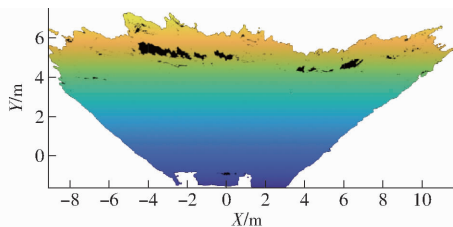


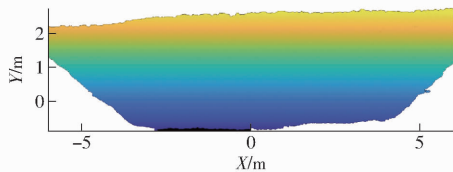
图 2 作业场景示意图

Fig. 2 Schematic of operation scene

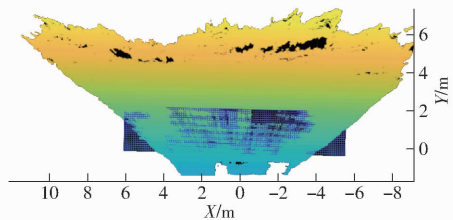
1. 相机 2. 作物 3. 地面所在平面



(a) 地面原始数据



(b) 滤波结果



(c) 拟合平面和原始数据相对位置

图 3 初始平面标定示意图

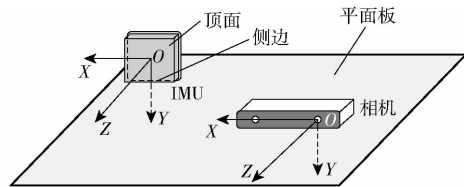
Fig. 3 Initial plane calibration diagram

1.2.2 实时平面获取

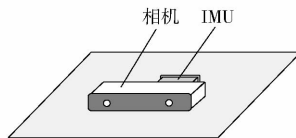
由于田间地面起伏不平并非理想平面,收获机作业时车身会发生俯仰、横滚以及地盘凹陷等情况,导致相机产生位姿变化,如果按照初始平面方程作为整个作业过程的基准平面,会对后续作物信息的计算造成误差。因此,使用 WT901C 型 IMU 获取相机的位姿变化,对地面平面进行实时校正,减少计算物体实际高度数据时产生的误差。

安装相机和 IMU 时,使两者各轴方向一致,根据 IMU 状态获得相机坐标系的变化。相机和 IMU 坐标轴方向如图 4a 所示,具体安装方式如图 4b 所示,相机静置在一平板上,相机底面与平板贴合,调整 IMU 位置,使其顶面与相机背面贴合,同时侧边与平板贴合,图 4c 为安装方式右视图,此时相机与 IMU 各轴方向一致,将相机和 IMU 按照该状态固定。

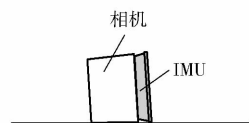
IMU 数据基于预积分与相机数据融合,第 k 、



(a) 相机坐标系和 IMU 坐标系



(b) 安装方式



(c) 安装方式右视图

图 4 相机和 IMU 安装示意图

Fig. 4 Installation diagram of camera and IMU

$k+1$ 帧图像数据分别对应第 i, j 时刻的 IMU 数据,对第 i, j 时刻之间测量的 IMU 数据进行预积分,计算旋转、速度和位移增量 ΔR_{ij} 、 Δv_{ij} 和 Δp_{ij} 。

$$\begin{cases} \Delta R_{ij} = \prod_{n=i}^{j-1} \exp((\hat{\omega}_n - b_{g_n} - n_{g_n})\Delta t) \\ \Delta v_{ij} = \sum_{n=i}^{j-1} \Delta R_{in} (\hat{\alpha}_n - b_{\alpha_n} - n_{\alpha_n})\Delta t \\ \Delta p_{ij} = \sum_{n=i}^{j-1} \left[\Delta v_{in}\Delta t + \frac{1}{2}\Delta R_{in} (\hat{\alpha}_n - b_{\alpha_n} - n_{\alpha_n})\Delta t^2 \right] \end{cases} \quad (1)$$

式中 ΔR_{ij} —— i 时刻到 j 时刻的旋转增量

Δv_{ij} —— i 时刻到 j 时刻的速度增量

Δp_{ij} —— i 时刻到 j 时刻的位移增量

ΔR_{in} —— i 时刻到 n 时刻的旋转增量

Δv_{in} —— i 时刻到 n 时刻的速度增量

$\hat{\alpha}_n$ ——IMU 加速度测量值

$\hat{\omega}_n$ ——IMU 角速度测量值

n_{α_n}, n_{g_n} ——IMU 噪声

b_{α_n}, b_{g_n} ——IMU 零偏

Δt ——IMU 测量值时间间隔

结合预积分增量和前一帧图像时刻对应的 IMU 状态,更新 IMU 状态

$$\begin{cases} R_{k+1} = R_k \Delta R_{ij} \\ v_{k+1} = v_k + R_k \Delta v_{ij} + g^w \Delta t_{ij} \\ p_{k+1} = p_k + v_k \Delta t_{ij} + 0.5 g^w \Delta t_{ij}^2 + R_k \Delta p_{ij} \end{cases} \quad (2)$$

式中 R_k, v_k, p_k —— k 帧图像对应的 IMU 状态

$R_{k+1}, v_{k+1}, p_{k+1}$ —— $k+1$ 帧图像对应的 IMU 状态

g^w ——世界坐标系下重力加速度

Δt_{ij} ——图像帧时间间隔

参数 $\hat{\alpha}_n$ 和 $\hat{\omega}_n$ 由 IMU 直接获取,参数 $n_{\alpha_n}, n_{g_n}, b_{\alpha_n}, b_{g_n}$ 和 g^w 根据文献[20]计算获得。

选取初始平面上 3 点,计算作业过程中 IMU 位姿变化后对应的新坐标,根据新坐标计算此时作业

的实时地面平面。相机坐标值变换前后关系为

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{R}' & \boldsymbol{p}' \\ \boldsymbol{O}^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中 (x,y,z) ——初始状态相机坐标
 (x',y',z') ——当前状态相机坐标
 $\boldsymbol{R}'$ ——两状态之间的旋转矩阵
 $\boldsymbol{p}'$ ——两状态之间的平移矩阵
 $\boldsymbol{O}$ ——零矩阵
 $\boldsymbol{R}'$ 和 $\boldsymbol{p}'$ 分别由 IMU 此刻旋转状态和平移状态获得。

1.2.3 实际高度计算

被测物体的实际高度即为相机坐标 (x,y,z) 到地面平面的距离,根据点到平面距离计算公式有

$$h = \frac{|A_c x + B_c y + C_c z + D_c|}{\sqrt{A_c^2 + B_c^2 + C_c^2}} \quad (4)$$

式中 $A_c、B_c、C_c、D_c$ ——相机坐标系下地面平面方程参数

其中, $A_c x + B_c y + C_c z + D_c = 0$ 为相机坐标系下地面平面方程。

验证基于相机测高的精度,在 3 种不同场景下,对与相机相隔不同距离的物体进行高度测量,每种场景测 10 组数据,与被测物体的实际高度比较,结果如表 1 所示,距离越远,误差越大,平均绝对误差为 0.006 8 m。感兴趣区域内作物与相机距离小于 5 m,本文测高方法满足实际测高需求。由于地面和相机呈一定角度,相机坐标转换到高度数据时,相机深度测量带来的误差会一定程度上减小。

表 1 相机测高精度

Tab.1 Camera height measurement accuracy

序号	距离/m	平均绝对误差/m
1	1~2	0.003 1
2	2~3	0.005 0
3	4~5	0.012 3

将相机坐标转换为实际高度数据后,获取和左彩色图像像素点一一对应的高度灰度图,像素值代表实际高度,单位为 m。选取最近待收割区域中干扰最少的区域作为感兴趣区域,在此区域内进行作物信息计算,如图 5a 红色矩形框所示区域,图 5b 为感兴趣区域对应的高度灰度图,图 5c 为感兴趣区域高度三维示意图。

2 作物高度和收割边界提取

2.1 作物高度提取

本文将感兴趣区域分为:水稻上部、水稻中下部

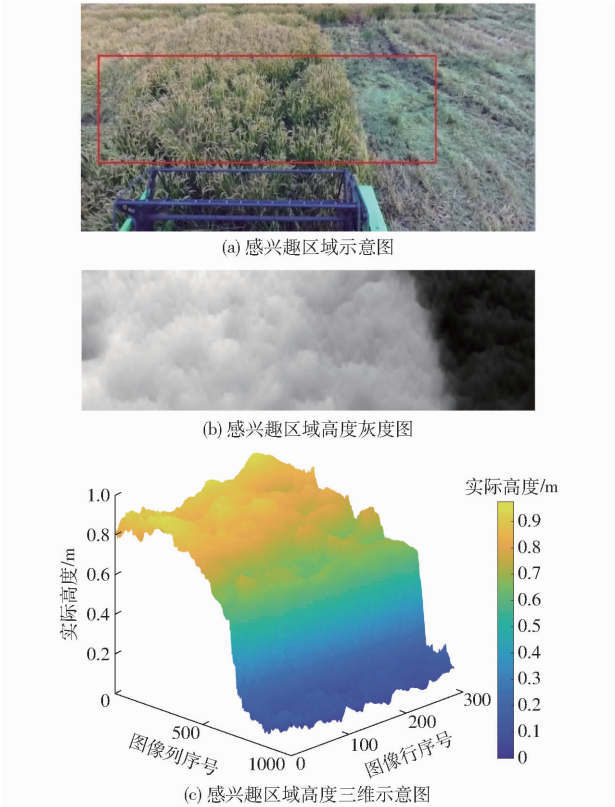


图 5 获取感兴趣区域

Fig.5 Obtaining region of interest

和已收割区域。水稻上部为作物高度计算的目标区域,水稻中下部和已收割区域统称为背景。水稻上部高度大于背景高度,但是水稻上部和中下部之间存在高度的连续变化,两者边界处高度差值较小,因此仅依靠高度数据无法将其准确区分。彩色图像水稻上部与水稻中下部具有明显边界特征,但水稻收获场景多样化、作物成熟度不同等,难以找出统一的特征区分水稻上部和已收割区域。因此,本文提出一种融合高度数据和彩色图像的方法计算水稻高度,图 6 为水稻高度计算流程图。

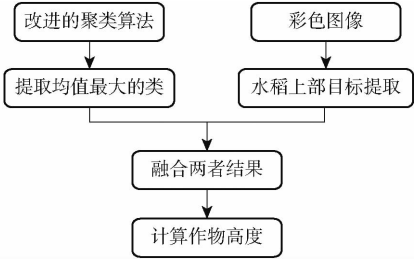


图 6 水稻高度计算流程图

Fig.6 Flow chart of rice height calculation

首先采取聚类方法对高度数据进行划分,将高度平均值最大的类作为水稻高度计算的候选区域;同时对彩色图像进行处理,将水稻上部目标和中下部区分出来;然后融合两者结果,得到水稻高度计算目标区域,计算该区域内高度数据均值,获取水稻高度。

2.1.1 高度数据聚类

K 均值算法应用广泛,计算速度快,但要随机选取初始聚类中心,聚类个数需要预先指定,因此聚类结果受初始值影响较大且不稳定。密度峰聚类算法 (Density peaks clustering, DPC) 是由 RODRIGUEZ 等^[21]提出的算法,主要思想是结合密度及距离 2 种特征,选取聚类中心进行聚类,但密度峰聚类算法需要计算每个数据点和其余所有点的距离,不适合数据样本大的场合,且需要人工根据决策图选取聚类中心,不适用实时处理的场景。针对以上 2 种算法优缺点,本文提出一种基于改进的结合密度峰聚类和 K 均值聚类的方法对高度数据聚类。

改进后的聚类算法主要流程为:作出高度灰度图的直方图对应的曲线,将曲线极大值点作为初始聚类中心候选点,引入权值综合描述初始聚类中心候选点的密度和距离,规定权值判定准则自适应选取初始聚类中心,将高度数据进行区间划分牺牲了一定精确性,改进算法获得的初始聚类中心与密度峰聚类算法结果会有较小差值,最后用 K 均值聚类迭代计算达到最佳聚类结果。

改进算法具体步骤如下:

(1)将高度数据划分到 m 个区间,作出直方图,计算直方图对应的曲线 $f(x)$ 的 n 个极大值点 $x_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,图 7a 为极大值示意图,将极大值点当作高局部密度候选点,即候选聚类中心,对应的极大值为密度 ρ_i ,即

$$\rho_i = f(x_i) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (5)$$

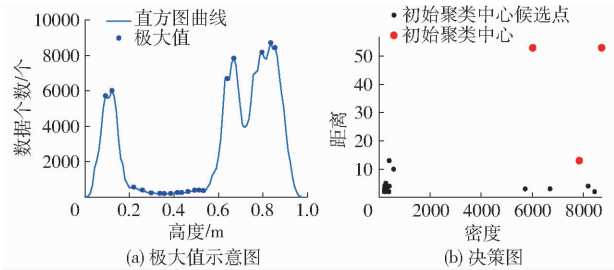


图 7 聚类过程参数

Fig. 7 Clustering process parameter diagram

(2)计算极大值点 x_i 的最小距离 σ_i ,遍历所有极大值点,找到比极大值点 x_i 密度大且与 x_i 距离最小的极大值点 x_j ,由于本文数据范围较小,为减小密度过大的影响, x_j 与 x_i 之间的距离乘以区间个数 m 进行修正, σ_i 为

$$\sigma_i = \min(|x_i - x_j| m) \quad (\rho_j > \rho_i; i, j = 1, 2, \dots, n) \quad (6)$$

得到图 7b 所示的决策图。

(3)计算每个极值点的簇中心权值 λ_i ,定义为该点密度和距离的乘积,即

$$\lambda_i = \rho_i \sigma_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (7)$$

将所有簇中心权值降序排列,计算该点与后一点的差值,拐点定义为首次出现且差值小于阈值的点,拐点之前的簇中心权值对应的极大值为初始聚类中心。图 7b 较大的 3 个圆点为自适应选取的聚类中心。

(4)确定初始聚类中心和聚类数目后,计算其余高度数据到各个聚类中心的距离,并归为最小距离所对应的类。

(5)其余的点遍历完成并归类后,对每一类计算均值,作为该类的新聚类中心,并重复步骤(4),直至聚类中心变化小于设定阈值。

根据以上步骤对图 5b 的高度数据聚类,得到图 8a 所示的聚类结果,由图 8a 看出,该样本被分为 3 类:①包含大部分水稻上部的数据。②包含水稻中下部和小部分水稻上部的数据。③已收割区域数据。且水稻上部类均值最大,中下部次之,未收割最小。将均值最大的类作为计算水稻高度的候选区域,即包含大部分水稻上部数据的类,如图 8b 所示。

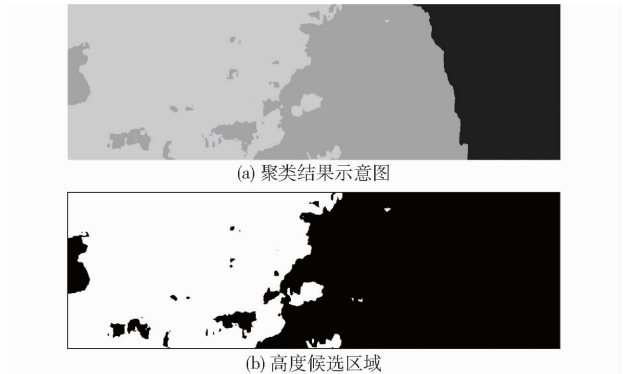


图 8 聚类结果

Fig. 8 Clustered result graph

基于本文改进算法和基于密度峰聚类算法选取的初始聚类中心值平均差值为 0.010 3 m,占数据总范围的 0.96%,表明本文改进算法计算的初始聚类中心具有较好密度表达能力。在当前数据集下,密度峰聚类算法仅计算所有点两两之间距离,耗时大于 5 min,且不包括密度计算等操作,改进之后得到聚类中心候选点的平均时间 0.131 0 s,整个聚类过程平均时间 0.701 4 s。K 均值迭代次数,在随机产生聚类中心时迭代次数平均为 18.4 次,改进后平均为 2.5 次。改进后的聚类算法不仅有效自适应找到较为准确的初始聚类中心,且大大缩短了运行时间。

2.1.2 基于彩色图像的水稻目标提取

水稻上部和中下部由于受到光照强度不同,亮度会有明显差距,而且两者颜色也有明显差异,水稻

上部颜色偏黄,中下部偏绿。对同时包含亮度和颜色信息的 R 、 G 、 B 分量进行归一化,由 RGB 颜色空间转换到 rgb 颜色空间,归一化后的颜色特征因子 r 、 g 、 b 分别为

$$\begin{cases} r = \frac{R}{R + G + B} \\ g = \frac{G}{R + G + B} \\ b = \frac{B}{R + G + B} \end{cases} \quad (8)$$

图 9a 为图 5a 中感兴趣区域归一化的结果。从图 9a 可以看到,未收割区域中归一化图像的水稻上部目标区域比原图更显著。对归一化后的图像进行灰度化,利用最大类间方差法自适应获取阈值进行图像分割,得到二值化结果,如图 9b 所示。图中白色区域为目标区域,包括水稻上部区域,以及已收割区域中的部分区域。

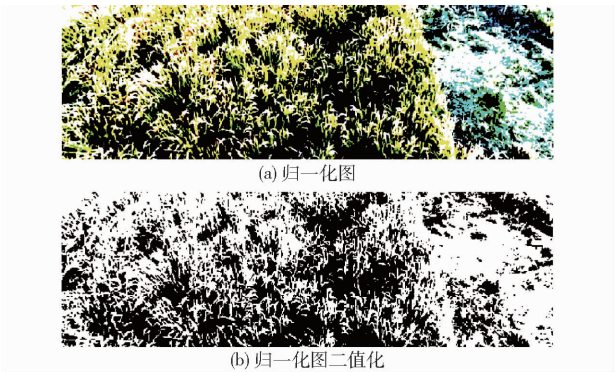


图 9 彩色图像目标提取结果

Fig. 9 Diagram of color image target extraction results

2.1.3 作物高度计算

将高度聚类结果中均值最大的类作为水稻高度计算候选区域,把该区域反映到图像对应位置。候选区域和彩色图像处理结果中的目标区域进行与运算,得到共同目标区域,即图 10 白色区域。该区域内的高度数据集为 R_h ,对属于 R_h 的高度数据 h 计算均值,获取水稻高度

$$H = \frac{1}{s} \sum_{h \in R_h} h \quad (9)$$

式中 s —— R_h 集合内数据个数



图 10 水稻高度计算区域示意图

Fig. 10 Diagram of calculated rice height area

2.2 收割边界提取

互相关函数在信号分析中表示 2 个信号之间的

相关程度,互相关系数越大,表明相关程度越高,描述 2 个不同信号的相关性时,既适用于随机信号,也适用于确知信号。图 11 曲线为高度灰度图中一行的高度数据,已收割区域和未收割区域存在着明显高度差异,呈现变形阶跃函数的特征。基于这一数据分布特点,建立模型函数,根据灰度图中行高度数据序列和模型函数之间的互相关性提取收割边界点。

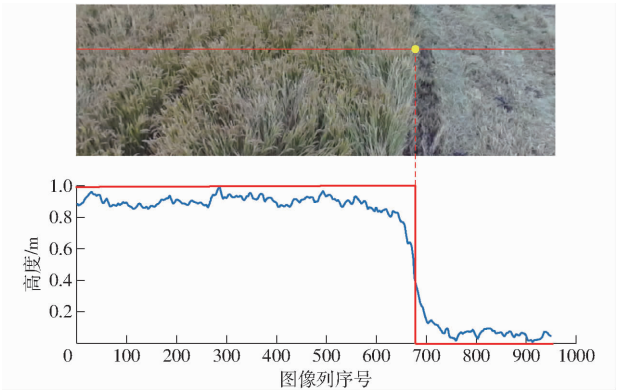


图 11 图像和高度对照

Fig. 11 RGB image and height comparison chart

模型函数 $q(t)$ 定义为

$$q(t) = \begin{cases} 1 & (t \leq 0) \\ 0 & (t > 0) \end{cases} \quad (10)$$

利用模型函数从左至右检测行高度序列得到收割边界点,计算每一时刻高度数据序列与模型函数的互相关系数,互相关系数最大值对应的时刻 $d_{\max}$ 为收割边界点对应的位置。在 d 时刻两者互相关系数定义为^[22-23]

$$r_{hq}(d) = \frac{\sum_{t=1}^N (h(t) - m_h)(q(t-d) - m_q)}{\sqrt{\sum_{t=1}^N (h(t) - m_h)^2} \sqrt{\sum_{t=1}^N (q(t-d) - m_q)^2}} \quad (d = 1, 2, \dots, N) \quad (11)$$

式中 $r_{hq}(d)$ ——模型函数 d 时刻的互相关系数
 $h(t)$ ——高度数据序列
 m_h ——高度数据序列平均值
 m_q ——模型函数平均值
 N ——高度数据序列的数据个数

为保证准确度的同时提高计算速度,对高度灰度图每 10 行进行一次边界点提取。利用最小二乘法对边界点进行直线拟合,得到收割边界直线。边界点和拟合直线结果在高度灰度图中位置如图 12a 所示,结果显示边界点可被准确识别,最下面的边界点附近作物轻微向内倾斜,使提取的边界点偏左,利用最小二乘法进行拟合时减小了该点影响。图 12b 为彩色图中边界点和边界线对应位置,图 12c 为三维高度图中边界位置示意图,为方便显示,边界线高

度取为 0.8 m。

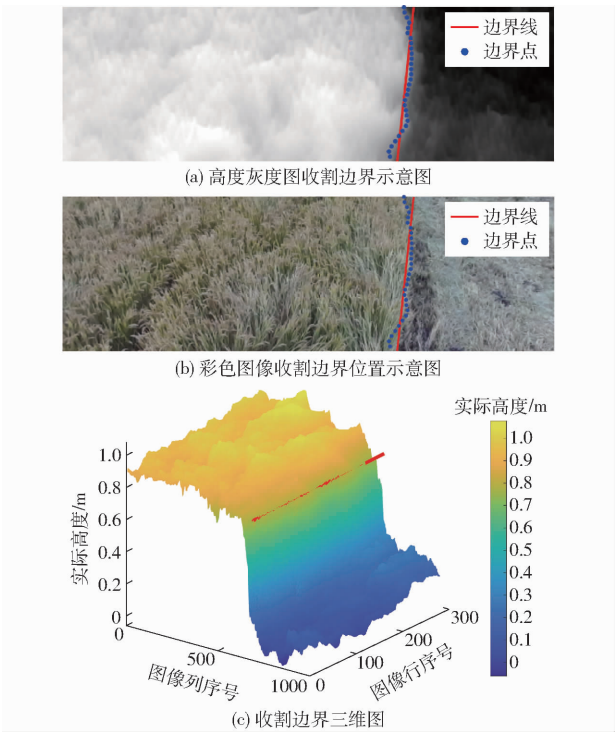


图 12 收割边界提取结果
Fig.12 Cut-edge extraction result

2 个相邻场景收割边界的斜率和边界点位置变化不会太大,所以可根据当前边界线对下一帧数据边界点候选区域进行预测。收获机正常作业时,位置连续调整的左右范围在 15 cm 以内,由相机坐标获知 15 cm 对应感兴趣区域底部图像行的平均宽度为 22 像素,因此规定 50 像素为边界点候选区域宽度。在下一帧边界检测时,以当前边界线上的点为中心,边界点候选区域为 50 像素,在候选区域内从左至右进行边界点检测。

计算收割边界的目的是提供导航依据,因此要根据拟合的边界直线计算航向偏差和横向偏差。航向偏差为边界直线和收获机行驶方向所在直线的夹角。相机安装于收获机正前方,其距离地面高度 3.00 m,收获机割台宽 2.10 m,相机支架位于中间偏左 0.45 m 位置。因此相机坐标系的 Z 轴正轴方向指向收获机前进方向,如图 13a 所示,将 Z 轴所在直线 L_0 投影到地面平面得到直线 L'_0 ,直线 L'_0 表示收获机行驶方向所在直线。收割边界直线方程为 L_1 , L_1 投影到地面平面得到直线 L'_1 , L'_0 和 L'_1 同在地面平面, L'_0 和 L'_1 的夹角为航向偏差。 L'_1 相对于 L'_0 左偏定义为正,右偏定义为负,以此区分边界线方向。

横向偏差定义为割台右侧与收割边界点之间的距离。相机坐标系的 X 轴与收获机前进方向垂直,原点为左相机中心。如图 13b 中黑色直线为 $X=0$

所在直线, $X=0$ 所在直线、收割边界直线和感兴趣区域底端的交点分别为 P_0 、 P_1 , P_0 、 P_1 对应 X 轴坐标值分别为 X_0 、 X_1 ,且 $X_0=0$ 。左相机距相机中心 0.06 m,根据割台宽度和相机安装位置,则左相机中心距离割台右侧边缘 0.66 m,割台右侧 X 轴坐标值为 X_2 ,即 $X_2=0.66$ m,则横向偏差为 X_2-X_1 。

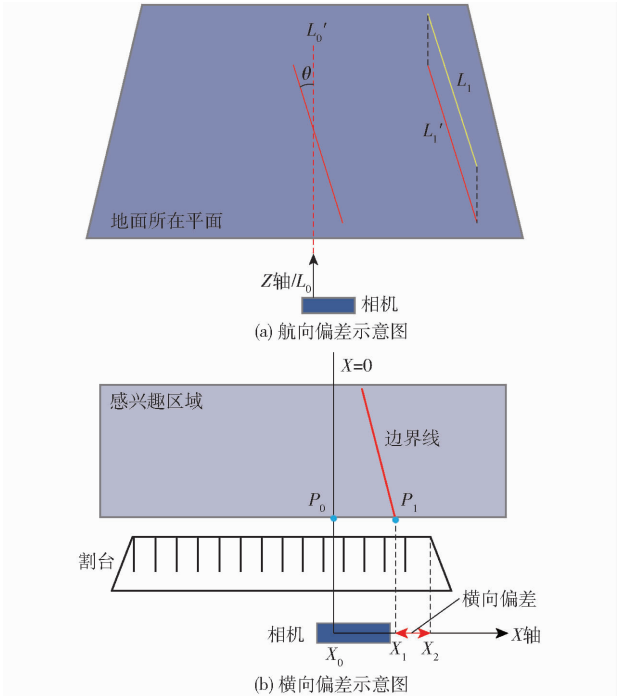


图 13 航向偏差和横向偏差示意图
Fig.13 Diagrams of course deviation and lateral deviation

3 结果分析

3.1 作物高度

在镇江市大港新区进行现场实验,对成熟期的南粳 9108 品种水稻进行收获,静态场景采集 10 个样本,每个样本用卷尺测量 20 组水稻高度数据,测量高度为地面到穗最高点或叶片最高点的距离。实际高度为 20 组高度数据去掉最大值和最小值的平均值,将采集的样本实际高度和计算高度进行比较,结果见表 2。

从表 2 可以得出,高度计算平均绝对误差为 0.043 m,标准差为 0.020 m。实际田中水稻的顶部并不是一个理想的平整面,而是分布在一定高度范围内,所以计算的水稻高度平均误差小于 5 cm,满足测量需求。由于作物高度计算时对目标区域的整穗和整个叶片上部进行处理,而实际测量穗最高点或叶片最高点,因此计算结果普遍比测量的高度低。田间地面凹凸不平,水稻底点的测量高度不同,也会造成误差。本文作物高度提取算法平均每帧耗时 0.823 s,收获机作业速度约 1 m/s,感兴趣区域包含前方 2 m 范围内作物,每秒视频数据取一帧数据进

表 2 高度结果比较

Tab.2 Height results comparison					m
样本序号	实际高度	计算高度	绝对误差	误差标准差	
1	0.884	0.835	0.039	0.020	
2	0.892	0.876	0.016		
3	0.870	0.822	0.048		
4	0.905	0.821	0.084		
5	0.892	0.847	0.045		
6	0.920	0.874	0.046		
7	0.956	0.903	0.053		
8	0.914	0.879	0.035		
9	0.902	0.895	0.007		
10	0.882	0.828	0.054		

行处理,可应用于实时场景。

3.2 收割边界

为验证本文收割边界提取算法在不同场景下的适用性,采集多种场景的样本进行分析,包括常规、作物生长稀疏、边缘作物向外倾斜、作物部分存在漏播、作物被施药机车轮压过和倒伏等。图 14 为不同场景下边界检测结果,边界均被有效识别。未收割作物内部出现多种干扰情况,割茬呈现不同颜色和纹理,收割区域和未收割区域对比程度不同,表明该方法适应性较高,其中对倒伏场景的边界检测仅适用于靠近边界的作物并未完全倒伏的情况。

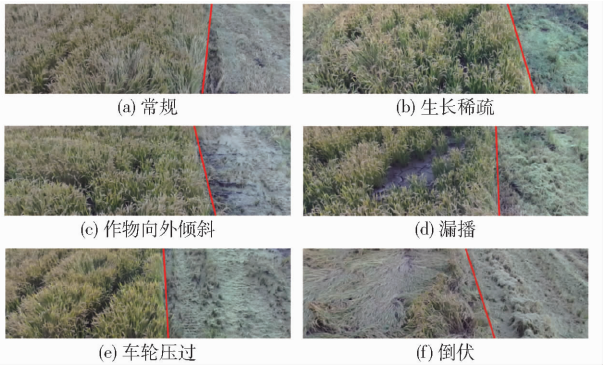


图 14 不同场景收割边界检测结果

Fig. 14 Cut-edge detection results in different scenes

对本文算法计算的航向偏差和横向偏差进行验证。人工标记的边界线作为参考边界线,计算本文算法与参考边界线之间的夹角,该夹角为航向偏差的误差。卷尺测量收获机割台右端到你最近的边界点的距离,作为实际横向偏差。表 3 为航向偏差和

横向偏差结果比较。

表 3 偏差结果比较

Tab.3 Deviation results comparison			
样本	航向偏差 误差/(°)	实际横向 偏差/m	计算横向 偏差/m
图 14a	0.95	0.360	0.220
图 14b	1.23	-0.260	-0.348
图 14c	0.88	-0.033	-0.096
图 14d	1.02	0.150	0.062
图 14e	1.31	0.630	0.669
图 14f	1.14	0.160	0.255

由表 3 可得,航向偏差平均误差为 1.04°,实际和计算的横向偏差之间的平均绝对误差为 0.084 m,表明本文边界识别较为精确。边界线与感兴趣区域底部交点和实际割台右侧最近的边界点两者存在一定偏差,以及人工测量误差等都会造成横向偏差计算的误差。作物边界若超过割台右端发生漏割,此时横向偏差小于 0,反之则大于 0。其中检测到图 14b、14c 横向偏差小于 0,判为发生漏割,图 14e 横向偏差较大,表明收割范围较小。对整个高度数据序列进行计算,平均每帧耗时 0.802 s,预测候选区域后,平均每帧运行时间为 0.124 s,提高了运行速度,适用于实时的收割场景。对采集的 600 帧数据进行边界提取计算,边界识别正确率为 93.30%,表明本文收割边界提取算法有较高的准确性。

4 结论

- (1) 利用双目视觉实现作物高度和收割边界信息的动态提取,作物高度提取平均误差为 0.043 m,边界识别正确率达 93.30%,航向偏差平均误差为 1.04°,横向偏差平均绝对误差为 0.084 m,可以为联合收获机实时自适应调控提供依据。
- (2) 基于本文改进算法对高度数据分类,可以自适应选取聚类中心,且提高了运行速度。结合彩色图像提高了作物高度计算的准确性。
- (3) 计算高度数据序列和模型函数的互相关系数来获取收割边界点,根据前一图像边界结果界定后一图像边界点候选区域,提高了运行速度。

参 考 文 献

[1] 张漫,季宇寒,李世超,等. 农业机械导航技术研究进展[J]. 农业机械学报,2020,51(4): 1-18.
ZHANG Man, JI Yuhao, LI Shichao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(4): 1-18. (in Chinese)

[2] HAN Shufeng, HE Yong, FANG Hui. Recent development in automatic guidance and autonomous vehicle for agriculture: a review[J]. Journal of Zhejiang University(Agriculture and Life Sciences), 2018,44(4): 381-391,515.

[3] ROBATI J, NAVID H, REZAEI M, et al. Automatic guidance of an agricultural tractor along with the side shift control of the

- attached row crop cultivator[J]. Journal of Agricultural Science and Technology B, 2012,2(1): 151–158.
- [4] ORTIZ B V, BALKCOM K B, DUZY L, et al. Evaluation of agronomic and economic benefits of using RTK–GPS-based auto-steer guidance systems for peanut digging operations[J]. Precision Agriculture, 2013,14(4): 357–375.
- [5] SRITARAPIPAT T, RAKWATIN P, KASETKASEM T. Automatic rice crop height measurement using a field server and digital image processing[J]. Sensors, 2014,14(1): 900–926.
- [6] 仇瑞承,苗艳龙,季宇寒,等. 基于RGB–D相机的单株玉米株高测量方法[J]. 农业机械学报,2017,48(增刊):211–219.
QIU Ruicheng, MIAO Yanlong, JI Yuhua, et al. Measurement of individual maize height based on RGB–D camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(Supp.): 211–219. (in Chinese)
- [7] 宗泽,郭彩玲,张雪,等. 基于深度相机的玉米株型参数提取方法研究[J]. 农业机械学报,2015,46(增刊):50–56.
ZONG Ze, GUO Cailing, ZHANG Xue, et al. Maize plant type parameters extraction based on depth camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2015,46(Supp.): 50–56. (in Chinese)
- [8] JIANG Y, LI C Y, PATERSON A H. High throughput phenotyping of cotton plant height using depth images under field conditions[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016,130(3–4): 57–68.
- [9] KIM W S, LEE D H, KIM Y J, et al. Stereo-vision-based crop height estimation for agricultural robots[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021,181: 105937.
- [10] 张聪. 收割机割台仿形与作物测高方法研究[D]. 南京:东南大学,2019.
ZHANG Cong. Research on header profiling and crop height measurement method[D]. Nanjing: Southeast University,2019. (in Chinese)
- [11] YUAN W A, LI J T, BHATTA M, et al. Wheat height estimation using LiDAR in comparison to ultrasonic sensor and UAS[J]. Sensors, 2018,18(11): 3731.
- [12] 程曼,蔡振江,NING Wang,等. 基于地面激光雷达的田间花生冠层高度测量系统研制[J]. 农业工程学报,2019,35(1):180–187.
CHENG Man, CAI Zhenjiang, NING Wang, et al. System design for peanut canopy height information acquisition based on LiDAR[J]. Transactions of the CSAE, 2019,35(1): 180–187. (in Chinese)
- [13] IIDA M, IKEMURA Y, SUGURI M, et al. Cut-edge and stubble detection for auto-steering system of combine harvester using machine vision[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2010,43(26): 145–150.
- [14] DING Y C, CHEN D, WANG S. The mature wheat cut and uncut edge detection method based on wavelet image rotation and projection[J]. African Journal of Agricultural Research, 2011,6(11): 2609–2616.
- [15] ZHANG Z Q, CAO R Y, PENG C, et al. Cut-edge detection method for rice harvesting based on machine vision[J]. Agronomy, 2020,10(4): 590.
- [16] 曾宏伟,雷军波,陶建峰,等. 低对比度条件下联合收割机导航线提取方法[J]. 农业工程学报,2020,36(4):18–25.
ZENG Hongwei, LEI Junbo, TAO Jianfeng, et al. Navigation line extraction method for combine harvester under low contrast conditions[J]. Transactions of the CSAE, 2020,36(4): 18–25. (in Chinese)
- [17] ZHAO T, NOGUCHI N, YANG L L, et al. Development of uncut crop edge detection system based on laser rangefinder for combine harvesters[J]. International Journal of Agricultural & Biological Engineering, 2016,9(2): 21–28.
- [18] 伟利国,张小超,汪凤珠,等. 联合收割机稻麦收获边界激光在线识别系统设计与试验[J]. 农业工程学报,2017,33(增刊):30–35.
WEI Liguang, ZHANG Xiaochao, WANG Fengzhu, et al. Design and experiment of harvest boundary online recognition system for rice and wheat combine harvester based on laser detection[J]. Transactions of the CSAE, 2017,33(Supp.): 30–35. (in Chinese)
- [19] 童子良,余学祥,汪涛,等. 一种新的鲁棒三维点云平面拟合方法[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2020,43(12):1684–1688.
TONG Ziliang, YU Xuexiang, WANG Tao, et al. A new robust 3D point cloud plane fitting method[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2020,43(12): 1684–1688. (in Chinese)
- [20] 龚赵慧,张霄力,彭侠夫,等. 基于视觉惯性融合的半直接单目视觉里程计[J]. 机器人,2020,42(5):595–605.
GONG Zhaohui, ZHANG Xiaoli, PENG Xiafu, et al. Semi-direct monocular visual odometry based on visual-inertial fusion[J]. Robot, 2020,42(5): 595–605. (in Chinese)
- [21] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014,344(6191): 1493–1496.
- [22] CHOI J, YIN X, NOGUCHI N. Development of a laser scanner-based navigation system for a combine harvester[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2013,46(18): 103–108.
- [23] 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]. 农业机械学报,2016,47(11):32–37.
ZHAO Teng, YEKOU Shen, YANG Liangliang, et al. Fast edge detection method for wheat field based on visual recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2016,47(11): 32–37. (in Chinese)