

## 质心跟踪视频棉花行数动态计数方法

梁习卉子<sup>1,3</sup>, 陈兵旗<sup>1\*</sup>, 李民赞<sup>2</sup>, 魏超杰<sup>1</sup>, 杨艳秋<sup>1</sup>, 王进<sup>1</sup>, 冯杰<sup>1</sup>

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083; 3. 石河子大学机械电气工程学院, 石河子 832003)

**摘要:** 为了实现无人植保车在棉田全覆盖视觉导航, 该文提出了一种基于视频的棉花行动态计数方法, 将棉花行数作为植保车直线植保作业行驶到田端后, 判断 2 个直线作业区间间隔距离的依据, 以适应实际作业环境中不同的棉花种植行距。通过 2G-R-B 将彩色图像转化为灰度图像, 强调了棉花行信息; 通过在坐标系中设置固定位置和大小关注区域, 在减小计算量的同时, 有效避免了田端缺苗、棉花行不规则等现象对检测结果造成的影响; 通过对关注区域内各列灰度累计曲线的波峰筛选, 适应 3 个生长期的棉花行的定位, 识别正确率高于 85%; 通过设置浮动窗口并求其灰度质心为跟踪目标, 提高了不同生长期和不同农田环境下的目标识别和跟踪适应性; 通过对质心构建目标窗口, 并计算前后帧目标窗口在图像坐标系中所在位置的重叠率, 将后一帧目标窗口遍历前一帧图像中的目标窗口, 关联重叠率>0.1 的目标窗口, 实现了视频图像中多个棉花行的跟踪。结果表明: 该算法对于不同生长期的棉花行有较好的跟踪效果, 对田端缺苗、杂草等农田环境有较好的鲁棒性。每帧图像的平均处理时间为 150 ms, 能够满足实时处理要求。

**关键词:** 机器视觉; 棉花; 识别; 棉田喷药; 侧向移动; 苗列行计数

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.02.023

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2019)-02-0175-08

梁习卉子, 陈兵旗, 李民赞, 魏超杰, 杨艳秋, 王进, 冯杰. 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. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.02.023 http://www.tcsae.org

Liang Xihuizi, Chen Bingqi, Li Minzan, Wei Chaojie, Yang Yanqiu, Wang Jin, Feng Jie. Dynamic counting method of cotton rows in video based on centroid tracking[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(2): 175-182. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.02.023 http://www.tcsae.org

### 0 引言

植保施药是棉花生产过程中的重要环节<sup>[1-2]</sup>, 目前新疆棉花的主要施药方式为拖拉机悬挂式施药<sup>[3-4]</sup>。虽然这种施药方式节省劳动力且效率高, 但是农药气雾对驾驶室环境造成了污染。植保机械的无人化是解决施药人员健康问题的有效途径。

无人机施药可以有效避免农药对人体造成的伤害, 但是在新疆的大面积棉田环境下, 由于其带药量有限, 且进行往复等间距的飞行定位难度大, 未能在新疆进行大面积推广<sup>[5-6]</sup>。GNSS 的无人导航拖拉机在大面积棉田作业中实现了铺膜播种<sup>[7-8]</sup>和棉花收获<sup>[9]</sup>的自动导航, 由于植保作业路径需要根据现场复杂的作物生长环境进行判断, 目前未用于棉花的植保作业。

视觉导航车带药量大, 其路径由农田中作物生长状态确定, 不存在压苗现象<sup>[10-11]</sup>, 所以基于视觉导航的无人植保车在新疆大田环境中有很大的研究空间。

国内外很多学者在视觉导航方面做了很多研究, 大

部分集中在直线导航方面<sup>[12-17]</sup>, 有关无人车在田端如何进入下一个直线作业区的视觉导航研究很少。

本文设定一种视觉导航的植保无人车, 其前后各安装一个摄像头, 分别用于不同行驶方向的导航、田端检测定位与横移距离检测。当植保无人车沿直线作业行驶到田端后停车, 将 4 个行走轮旋转 90°横移, 同时对经过的棉花行数进行实时图像检测, 当达到设定行数时停车, 4 个行走轮再同向旋转 90°, 进行下一个作业区的直线行驶作业。如此往复完成棉田全覆盖视觉导航。

由于新疆有不同的棉花种植方式<sup>[18]</sup>, 且植保喷杆的型号不一<sup>[19]</sup>, 植保车横移的距离可根据实际直线作业时喷杆所覆盖的棉花行数确定。

国内外也有一些研究人员研究同时检测多行作物, 但是这些研究都集中在静态图像<sup>[21-23]</sup>, 并未对视频序列中的作物行进行动态的检测研究。

本文利用相机在田端以垂直于棉花种植行的方向横移所拍摄的棉花行序列图像为研究对象, 动态识别视频中的棉花行数。将图像灰度化并设定感兴趣区域 ROI (region of interest), 分析 ROI 内像素的垂直累计分布规律, 通过累计像素的波峰确定棉花行。对棉花行所在区域设定浮动窗口, 并求其灰度质心作为目标特征点, 再对质心构建目标窗口将其与所在棉花行对应, 实现对视频中多个目标的实时跟踪计数。

收稿日期: 2018-09-14 修订日期: 2019-01-05

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2017YFD0701000-2017YFD0701003)

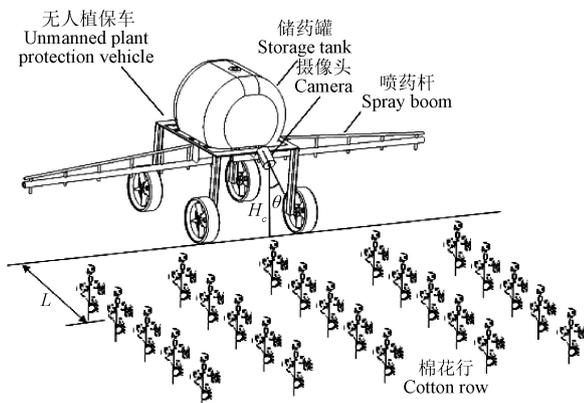
作者简介: 梁习卉子, 讲师, 在职博士生, 主要从事图像处理与机器视觉方面的研究。Email: liangxihuizi-lxhz@163.com

※通信作者: 陈兵旗, 教授, 博士生导师, 主要从事图像处理与机器视觉方面的研究。Email: fcbq@163.com

## 1 材料与方 法

### 1.1 硬件及图像采集

由于植保车还在研制当中,所以试验视频为2017年5月至7月在新疆石河子农科院试验田手工采集,图像采集设备为奥尼 Q718 型 USB 数码摄像机。苗期棉花图像为5月下旬采集,视频共 826 帧。蕾期棉花图像为6月采集,视频共 517 帧。花铃期棉花于7月上旬采集,视频共 612 帧。相机拟安装方位如图1所示, $L$ 为植保车在田端横移时相机与棉花之间的最近距离,且  $0 < L < 100\text{cm}$ ,相机离地面高度  $H_c=120\text{cm}$ ,相机光轴与铅垂线夹角  $\theta=(65^\circ \pm 5^\circ)$ , $\theta$  越大棉花行在图像中的收敛效果越明显。装置沿田端横移速度约为  $0.5\text{m/s}$ 。采集的彩色视频图像帧率为  $30\text{帧/s}$ ,每帧图像大小为  $640 \times 480$  像素。图像处理所用的计算机配置主频为  $2.2\text{GHz}$ ,内存  $8\text{GB}$ ,开发软件为 Microsoft Visual C++ 2010,以北京现代富博科技有限公司的二维运动图像测量分析系统 (motion image analysis system, MIAS) 为平台进行程序开发。



注:  $L$  是植保车横移时的相机与棉花之间的最近距离,  $\text{cm}$ ;  $H_c$  是相机距地面高度,  $\text{cm}$ ;  $\theta$  是相机光轴与铅垂线之间的夹角,  $(^\circ)$ 。  
Note:  $L$  is the distance between the camera and the cotton row,  $\text{cm}$ ;  $H_c$  is the height of the camera,  $\text{cm}$ ;  $\theta$  is the angle between the camera's optical axis and the geographic vertical line,  $(^\circ)$ .

图1 图像采集示意图

Fig.1 Image acquisition schematic

### 1.2 棉花行的检测

由于视频中所要跟踪的棉花行的绿色分量突出,可以通过以下步骤确定其所在位置:计算强调绿色分量的灰度图像<sup>[10-11]</sup>,构建感兴趣区域 ROI,通过计算 ROI 区域内的像素值的垂直累计值,分析棉花行所在位置。

#### 1.2.1 图像的预处理

##### 1) 计算强调绿色分量的灰度图像

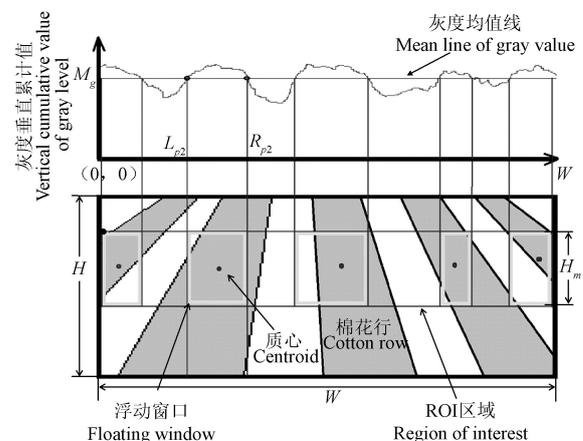
对图像做如下定义:设定图像的左上角为坐标原点,向右为横轴正方向,向下为纵轴正方向。 $W$ 为图像宽度, $H$ 为图像高度。彩色图像中有红 ( $R$ )、绿 ( $G$ )、蓝 ( $B$ ) 三个分量。由于植保期间的棉花植株的  $G$  分量值最高,为弱化其他分量,强调图像当中的  $G$  分量,对于单帧图像的  $RGB$  分量信息,通过  $2G-R-B$  的模型<sup>[11,16]</sup>将棉花植株很好地从背景中提取出来。 $G$  分量强化后的灰度图像记为  $G_m$ 。

##### 2) 计算 ROI 区域灰度垂直累计直方图

为了减少计算量、提高处理速度,避免田端缺苗现象和由透视原理造成的灰度累计值干扰,对  $G_m$  将感兴趣区域 ROI 其左上角坐标为  $L_0(0, H-100)$ ,宽为  $W$ ,高为  $H_m=H/5$  的区域(图2中间的大矩形框),后续目标的寻找和跟踪只在灰度图  $G_m$  的 ROI 区域内进行。图2上方的曲线对应下方图像中 ROI 区域内的高度方向所有像素的灰度累计值。

##### 1.2.2 寻找目标质心

对 ROI 区域内的棉花行进行定位。由于棉花植株的绿色分量高于行间的土壤或薄膜,所以在灰度图  $G_m$  中,棉花行所在的位置灰度垂直累计曲线上表现为波峰。先初选波峰位置,然后在波峰所对应的 ROI 区域内设置浮动窗口,求浮动窗口内的灰度质心作为目标的特征点。



注:  $W$  为 ROI 区域的宽度,  $H_m$  为 ROI 区域的高度,  $H$  为图像高度,  $L_{p2}$  为左侧第二列浮动窗口的左边框所在宽度方向的位置,  $R_{p2}$  为左侧第二列浮动窗口的右边框所在宽度方向的位置,  $M_g$  为 ROI 区域内的灰度的平均值。  
Note:  $W$  is the width of ROI region;  $H_m$  is the height of ROI region;  $H$  is height of the grayscale;  $L_{p2}$  and  $R_{p2}$  are the positions of the left and right border of the 2<sup>nd</sup> floating window on the left in the width direction;  $M_g$  is mean of the gray value in ROI region.

图2 浮动窗口及质心寻找示意图

Fig.2 Floating windows and centroids search schematic

##### 1) 波峰的初选

先初选波峰,并设置数组  $F_p$  用于存放预选波峰的数据。统计在 ROI 区域内灰度垂直累计值,找出 ROI 区域内灰度值的平均值  $M_g$  (式(1))。将灰度垂直累计值高于  $M_g$  的列记为 1、否则记为 0 存入  $F_p$ 。将  $F_p$  中连续为 1 的宽度坐标设为初选波峰位置。

$$M_g = \frac{\sum_{i=1}^{H_m} \sum_{j=1}^W F_{ij}}{H_m \cdot W} \quad (1)$$

式中  $F_{ij}$  表示在图像  $(i,j)$  处像素点的灰度值。

##### 2) 目标波峰的确 认

初选的波峰无法与复杂的农田环境中棉花行进行匹配,需要进一步的筛选以确认符合要求的波峰。

顺序扫描数组  $F_p$ ,记录其连续为 1 的区间个数(波峰数)  $n$ 。对于每一组连续为 1 的区间,从图像横坐标左侧开始统计,将第一个为 1 的列记为  $L_{pi}(i=1,2,\dots,n)$ ,将最后一个为 1 的列记为  $R_{pi}$ 。设定波峰宽度阈值为  $W_p$  (式

(2) )。当满足 $|R_{pi}-L_{pi}|>W_p$ 时，认为第  $i$  个波峰满足宽度要求。

$$W_p = \frac{\sum_{i=1}^n (R_{pi} - L_{pi})}{n} \quad (2)$$

在  $F_p$  中的每一组连续为 1 的区间所对应的灰度垂直累计值曲线中寻找每个波峰的最大值  $V_i(i=1,2,\dots,n)$ 。当满足  $0.85V_i>M_g$  时，判断该波峰的相对尖锐度满足要求。

将每个宽度和峰相对尖锐度都满足要求的波峰设定为目标（棉花行）波峰  $m$ 。如图 2 所示，对每个目标波峰在图像  $G_m$  中设置浮动窗口（图 2 中的小方框），其宽为  $L_m=R_{pn}-L_{pn}$ ，高度同 ROI 区域为  $H_m$ 。第  $m$  个窗口的质心<sup>[24]</sup> $Q_m(x_m,y_m)$ 可以由式 (3) 获得，存储于设置的数组  $M$  中。

$$x_m = \frac{\sum_{i=1}^{L_m} \sum_{j=1}^{H_m} iF_{ij}}{\sum_{i=1}^{L_m} \sum_{j=1}^{H_m} F_{ij}}, y_m = \frac{\sum_{i=1}^{L_m} \sum_{j=1}^{H_m} jF_{ij}}{\sum_{i=1}^{L_m} \sum_{j=1}^{H_m} F_{ij}} \quad (3)$$

## 2 目标跟踪

### 2.1 目标窗口的构建

为了在序列图像中进行目标棉花行的跟踪，如图 3 所示，以每个质心  $Q_m(x_m,y_m)$  为中心，构建  $64 \times 64$  像素的矩形区域  $A_m(m=1,2,3,\dots)$  作为目标窗口。

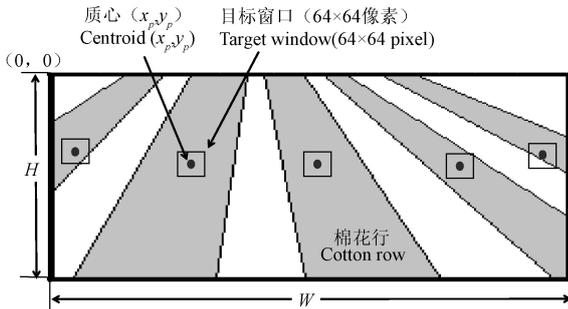


图 3 目标窗口示意图  
Fig.3 Target windows schematic

### 2.2 目标窗口的确定

当一帧图像中的两个浮动窗口质心之间的距离小于其中任意一个目标窗口矩形框的宽时，会出现多个质心对应一个目标的现象，需要将一个棉花行对应的多个目标窗口融合还原成一个目标，通过判断每两个相邻的目标窗口的重叠率确定唯一目标，如图 4。设连续的两个目标窗口分别为  $A_n$  和  $A_{n+1}$ ，二者重叠区域为  $A'_n$ ，二者重叠率为  $R_o$ 。

用式 (4) 计算两个目标窗口的重叠率。当  $R_o \geq 0.1$  时，认为满足重叠率要求的两目标窗口是由于棉花植株的枝叶太松散，被识别成 2 个质心造成的，需要将两个目标窗口合为一个目标窗口。

$$R_o = \frac{A_0}{A_n + A_{n+1} - A_0} \quad (4)$$

式中的  $A_n$ 、 $A_{n+1}$  以及  $A_0$  分别为连续 2 个窗口的左窗口面积、右窗口面积以及这 2 个窗口重叠区域的面积。

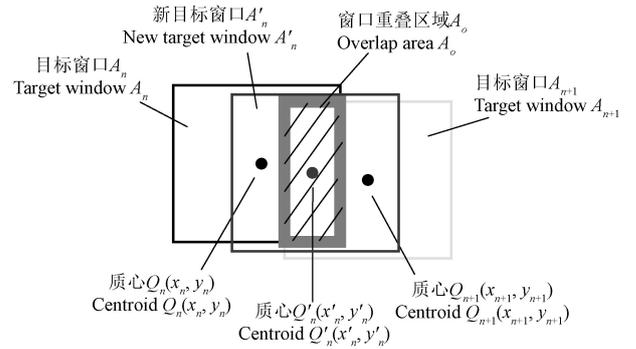


图 4 合并重叠目标质心定位示意图  
Fig.4 Centroid location diagrammatic sketch for merging overlapped targets

设  $A_n$  的质心为  $Q_n(x_n,y_n)$ ， $A_{n+1}$  的质心为  $Q_{n+1}(x_{n+1},y_{n+1})$ ，合并后的新目标窗口  $A'_n$  质心为  $Q'_n(x'_n,y'_n)$ 。式 (5) 确定了质心  $Q'_n$  的坐标，构造  $64 \times 64$  矩形框，以  $Q'_n$  为中心作为新目标窗口  $A'_n$ 。

$$x'_n = \frac{x_n + x_{n+1}}{2}, y'_n = \frac{y_n + y_{n+1}}{2} \quad (5)$$

同一帧的相邻目标窗口依次进行重叠率的计算和判断，将合并后的目标窗口数据储存在数组  $T$  中作为最终每一帧所识别到的目标窗口，并将合并之前的目标窗口数据清除。

### 2.3 目标的关联

一帧图像中的每一行棉花都有唯一的目标窗口与其对应，设目标链表  $T$  存放每个目标窗口的左上角坐标、窗口宽度及高度。设计数器  $C_{id}$  记录目标窗口的个数用于输出口数，设计数器  $C_{nt}$  记录该目标窗口与上一帧图像中没有关联目标的累计帧数，设参数  $V_0$  用于标记当前帧的目标窗口与上一帧目标窗口是否关联上。

#### 2.3.1 目标的跟踪

在第一帧图像中获取目标窗口的位置和数量，从第二帧开始，将每一个目标窗口遍历上一帧的目标窗口进行二者重叠率的计算，计算方法同式 (4)。每一帧对所有目标窗口的链表  $T$  进行数据更新。将重叠率满足要求的前后两帧目标关联上，完成目标的跟踪。

由于连续两帧图像中的同一个目标窗口重叠率大于不同目标之间的重叠率，为了提高跟踪的可靠性，避免出现错误匹配，从第二帧开始，将该帧图像中的每一个目标窗口遍历上一帧目标窗口的重复率，寻找与当前帧此目标窗口有最大重叠率  $R_{max}$  的上一帧图像的目标窗口，当满足  $R_{max} > 0.1$  时，此最大重叠率所对应的前后两帧的目标窗口为同一个目标，实现此目标的跟踪，并将计数器  $C_{id}$  中目标窗口个数输出为目标序号。

#### 2.3.2 目标的更新与排序

随着相机在田端垂直于棉花行移动，图像中不断有新目标（棉花行）进入图像，以及旧目标在图像中消失。对于新进入视野（图像）的目标，需要更新链表  $T$  中的数据，对于图像中消失的目标需要存储其目标序号，以实现棉花行数总数目的更新。

### 1) 目标的更新

计算前后帧目标窗口的重叠率,判断当前帧该目标窗口是否与上一帧有关联窗口。若已关联则设当前帧的目标窗口参数  $V_b$  为假,反之亦然。

若当前帧的目标窗口参数  $V_b$  为真,该目标窗口没有上一帧相关联目标窗口,将该目标窗口的  $C_{nt}$  加 1,此目标属于新进入视野(图像)中的目标。

对于一个目标,当  $C_{nt} \geq 11$  时(图像宽为 640 像素,目标窗口的大小为  $64 \times 64$ ),表明该目标所对应的棉花行(目标)在视频中已经消失。

### 2) 目标的排序

设参数  $D_n$  用于植保车行驶方向的判断,朝左为真,朝右为假。当相机面对棉花行向左移动时,将排序数字从右向左依次增大,反之亦然。

第一帧图像中的所有目标窗口,将  $C_{id}$  的值依次输出。

非第一帧图像中,将已关联上的目标窗口的  $C_{id}$  值进行更新,输出其行数。将没有关联上的目标窗口的  $C_{id}$  值加 1,输出更新后的  $C_{id}$  值作为行数。

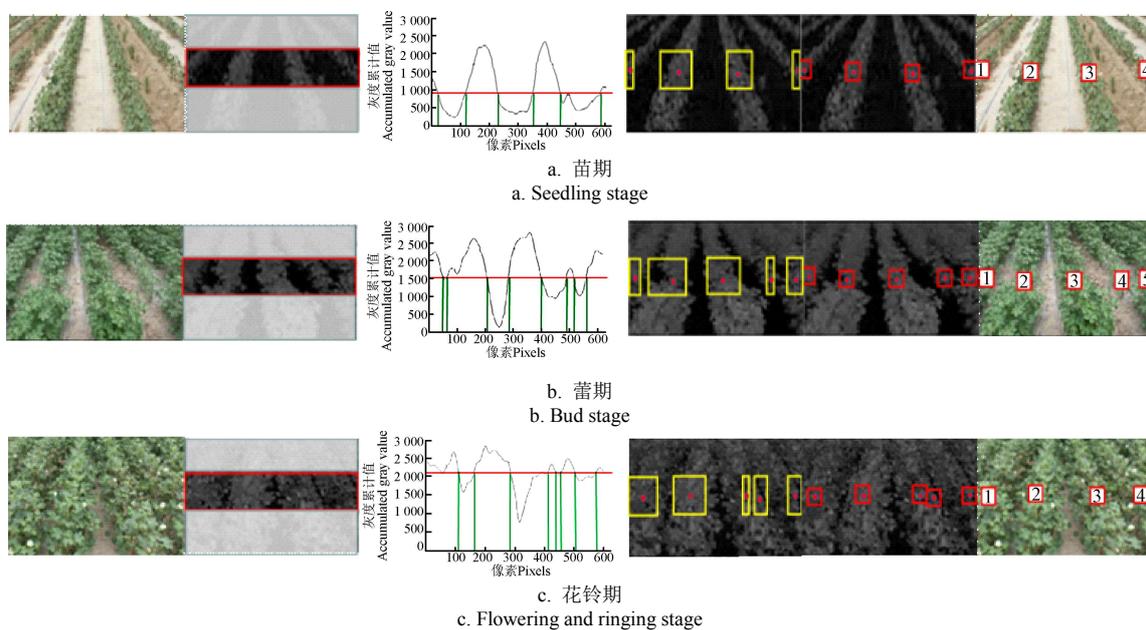
## 3 试验结果与分析

由于植保无人车尚未做好,视频按照所设计的摄像头安装位置和速度由手工借助自行车和拍摄杆拍摄采集,所有视频共 1955 帧,包含 3 个生长期。采集时间为 11:00-12:00,选择不同的棉花行种植方向拍摄,涵盖了不同的光照条件,并且在寻找了不同的农田环境以测试视频的处理效果在复杂的农田作业环境下的适应性。

### 3.1 目标识别

#### 3.1.1 不同生长阶段的识别

图 5 为不同生长阶段(苗期、蕾期和花铃期)的棉花行计数处理过程和结果。



注:从左向右分别为原图、灰度图的 ROI 区域、ROI 区域内灰度垂直累计值曲线、浮动窗口及其质心、对质心构建的目标窗口、棉花行数检测结果。

Note: Pictures from left to right represent the original image, ROI regions of the grayscale image, vertical cumulative curves of gray value in the ROI region, floating window and its centroid, target windows constructed for the centroid, and the detection results of cotton row number.

图 5 不同生长阶段的棉花行数检测过程

Fig.5 Cotton row number detection process in different growth stages

视频中的棉花行均从右向左移动,目标窗口的排序为依照视频内图像移动反方向依次增大。由于苗期(图 5a)的棉花植株很小,行间的土壤和薄膜非常明显,ROI 区域内的灰度垂直累计值虽然小,但在高度方向的累计曲线中间的 2 个波峰很明显。所确定的浮动窗口及其灰度质心,中间 2 个浮动窗口很宽,对应像素累计曲线中间 2 个较宽的波峰,两侧很窄的浮动窗口对应两侧的很窄的波峰。

从蕾期(图 5b)棉花原图中可以看出,由于棉花的长势不均,左数第四行棉花长势很弱,所以在 ROI 区域内的像素累计值曲线中的左数第四个波峰很窄,其余的波峰都很宽,但所有波峰都满足筛选条件,左数第四个浮动窗口非常窄,其宽度与左数第四个波峰宽度相同,其余的浮动窗口都很宽。

从花铃期(图 5c)棉花原图中可以看出花铃期的棉

花植株较大,由于枝叶沉重,行间棉花的枝叶交错造成行间空隙不明显,并且棉花的叶片朝向不同,枝叶松散并且有零星花朵。所以图中的波形变化幅度小,波动频率高,且左数第三行棉花对应了 2 个波峰。这 2 个波峰都满足筛选条件,左数第三行棉花对应了 2 个浮动窗口,即左数第 3、4 个浮动窗口。依据图中每个浮动窗口内的灰度质点构建的目标窗口,可以看出,左数的第 3、4 个目标窗口实际对应的是同一行棉花,即左数第三行棉花,由于这两个目标窗口有重叠,依据在 2.2 的步骤,2 个窗口被合并成为一个目标窗口出现在检测结果中。

本文对 3 个生长期的棉花视频图像进行行数检测(表 1),随着棉花植株的生长,叶片向周围逐渐伸展变得松散,行内棉花叶片的空隙变大,并且行间的空隙逐渐减小,使得行间空隙不清晰,但识别正确率均高于 85%。

表 1 不同生长期棉花数行算法的性能评估

Table 1 Assessment performance of counting algorithm under various growth period of cotton

不同生长阶段 Different growth period	视频总帧数 Total number of video frames	检测正确的图像总数 Total number of images detected correctly	检测准确率 Detection accuracy/%
苗期 Seedling stage	826	786	95
蕾期 Bud stag	517	489	94
花铃期 Flowering and ringing stage	612	532	86

所以随着棉花的长大，检测效果变差。不同生长时期的棉花植株大小形状不同，并且随着植株的成长存在长势不均的现象，同一行棉花植株从不同角度得到的轮廓和纹理等特征随着视频图像的移动而变化，为避免视角变换造成的影响，对每个浮动窗口求其灰度质心作为目标特征进行跟踪，可以有效避免刮风、光照变化等自然环境对目标棉花行识别造成的影响。棉花植株从苗期生长到花铃期，其棉花行的平均宽度从 40 个像素到 100 像素，测试结果为将目标窗口设定成 64×64 像素能够很好地进行跟踪，对于花铃期生长松散的棉花植株，可以

有效避免一行棉花被识别成 2 个目标的情况。同时将前后帧目标窗口通过重叠率进行关联，可有效减少由于刮风造成的棉花植株晃动对视频中棉花行跟踪造成的影响。

### 3.1.2 不同光照条件下的识别

图 6 为不同光照（顺光、逆光、阳光直射和侧光）条件下的棉花行检测效果。从图中可以看出，针对不同的光照条件，检测效果不同，但是检测结果均准确。由于新疆海拔高，阳光强烈，光照条件对视觉导航的影响较大，叶片反光形成的亮度不均匀也对目标的识别造成较大干扰。顺光的情况，由于行间薄膜反光强烈，棉花植株在薄膜的映衬下颜色偏暗，但棉花植株的绿色分量所占比例依然高于行间薄膜或土壤，所以没有影响到的目标窗口的检测。逆光的情况，由于阳光从相机对面照射过来，图像的上部分发白，ROI 区域下方的棉花植株叶片绿色分量较上方要明显，所以目标窗口在 ROI 区域靠下的位置。中午阳光直射的情况，阳光从上方直射时，叶片反光发白，但是不影响检测效果。阳光从侧面照射的情况，这种光照条件下绿色强调的灰度图中，棉花植株最明显。

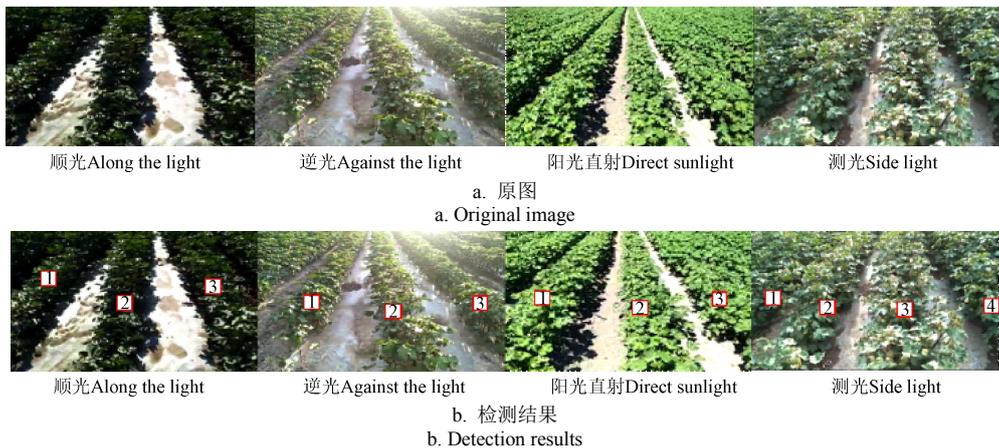


图 6 不同光照条件下的棉花行检测效果

Fig.6 Detection effect of cotton row under different light conditions

### 3.1.3 不同农田环境下的识别

图 7 为不同的农田自然环境下的棉花行检测效果，分别为在农田中有杂物（水管）、少数疏于管理的棉田行间有枯草（新疆有一种菟丝子草涨势凶猛，被砍断后由于新疆日照严重，被晒干呈现黄色）、田

端棉花倒伏和田端缺苗。从图中可以看出，针对这几种农田常见的环境，检测结果准确可靠。田间有杂物时，由于处理时强调绿色分量，黑色水管以行间枯草在强调绿色的灰度化中过程中被忽略，不会影响到后续的检测。

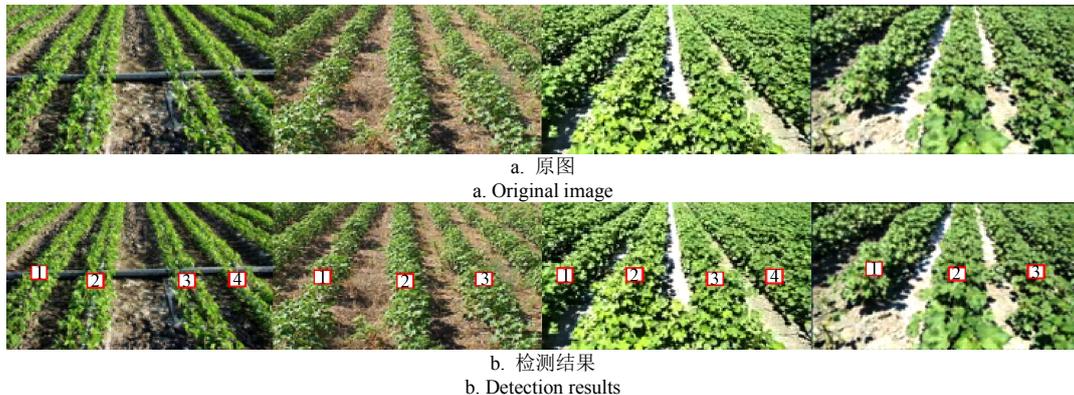


图 7 不同农田自然环境下的棉花行检测效果

Fig.7 Detection effect of cotton row in different farmland natural environment

田端棉花长势不均时,由于棉花行是平行种植,根据透视原理,棉花行在图像中是向上收敛的。将 ROI 区域选取在纵轴的中间部分既可以避免图像上方的棉花行倾斜度对垂直累计直方图的波峰提取造成的干扰,给拍摄角度提供了一定的灵活度,从图中看出,ROI 区域的设置有效地避免图像下方因田端棉花倒伏或缺苗而对目标识别造成的影响。

### 3.2 目标跟踪

对当前帧的每个目标窗口遍历上一帧所有目标窗口,寻找最大重叠率且满足阈值的窗口,将二者进行关联实现目标的跟踪。

通过寻找前后帧最大重叠率目标可以有效避免白噪声的干扰,对于棉花行这种刚性、匀速移动无遮挡目标,在灰度变化及几何畸变不大的情况下有较高的跟踪精度。

由于视频中的目标与背景同时移动,随着植保车的横移,不断有已识别的目标消失和新的目标进入,通过  $V_0$  判断目标窗口是否已关联上,来判断是否有目标的更新,能够快速确定是否有新目标的进入。用目标窗口关联不上的帧数超过图像坐标系中可以覆盖的最大目标窗口个数(10个),判断目标在图像中的消失,试验数据表明,每帧图像的平均处理时间为 150 ms。

## 4 结论

本文针对新疆特殊的棉花种植模式,提出一种在视频图像中对棉花行数实现动态计数的方法,作为植保车在棉花地田端横移距离的依据。

1) 采用 2G-R-B 的方式将彩色图像进行灰度化,对灰度图设定 ROI 区域,可以有效减少透视效果和田端缺苗的影响。再针对 ROI 区域内灰度垂直累计值曲线寻找波峰,根据波峰的宽度,设定浮动窗口确定目标位置,可以准确有效地对棉花行进行定位。

2) 将浮动窗口的质心作为目标的特征点,由于灰度质心作为一个像素点无法进行跟踪,对该质心构造  $64 \times 64$  像素的目标窗口,可有效避免由于刮风造成的棉花植株晃动对目标识别造成的影响和花铃期的棉花植株叶片松散造成的误识别。通过判断目标窗口重叠率的方法关联前后帧目标,可以有效的对目标位置进行更新和排序。

通过试验证明,该方法对于不同生长期的棉花行数有较好的计数效果,对目标(棉花行)的提取正确率在 85%以上。对于棉花行的田端缺苗现象有较好的鲁棒性,该算法为平行行种植的经济作物的农田全覆盖自动视觉导航提供参考。

### [参 考 文 献]

- [1] 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 with English abstract)
- [2] 王涛,郝磊,臧秀法.我国植保机械技术发展探讨[J].农业科技与装备,2014(12):51-52.

- Wang Tao, Hao Lei, Zang Xiufa. Discussion on plant protection machinery technology development in China[J]. Agricultural Science & Technology and Equipment, 2014(12): 51-52. (in Chinese with English abstract)
- [3] 刘刚,张晓辉,范国强,等.棉花施药机械的应用现状及发展趋势[J].农机化研究,2014,36(4):225-228.  
Liu Gang, Zhang Xiaohui, Fan Guoqiang, et al. Application status and development trend of cotton spraying machine[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2014, 36(4): 225-228. (in Chinese with English abstract)
- [4] 胡静涛,高雷,白晓平,等.农业机械自动导航技术研究进展[J].农业工程学报,2015,31(10):1-10.  
Hu Jingtao, Gao Lei, Bai Xiaoping, et al. Review of research on automatic guidance of agricultural vehicles[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural, 2015, 31(10): 1-10. (in Chinese with English abstract)
- [5] 陈盛德,兰玉彬,李继宇,等.植保无人机航空喷施作业有效喷幅的评定与试验[J].农业工程学报,2017,33(7):82-90.  
Chen Shengde, Lan Yubin, Li Jiyu, et al. Evaluation and test of effective spraying width of aerial spraying on plant protection UAV[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(7): 82-90. (in Chinese with English abstract)
- [6] 张宋超,薛新宇,秦维彩,等.N-3型农用无人直升机航空施药飘移模拟与试验[J].农业工程学报,2015,31(3):87-93.  
Zhang Songchao, Xue Xinyu, Qin Weicai, et al. Simulation and experimental verification of aerial spraying drift on N-3 unmanned spraying helicopter[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(3): 87-93. (in Chinese with English abstract)
- [7] Sun H, Slaughter D C, Ruiz M P, et al. RTK GPS mapping of transplanted row crops[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 71(1): 32-37.
- [8] 方震. GPS 棉花铺膜播种机演示成功棉花铺膜播种机演成功[J].农业机械,2013(13):28.
- [9] 李丹阳,李彬,李江全.基于北斗导航、百度地图的采棉机监控系统设计[J].江苏农业科学,2015,43(9):455-457.
- [10] 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 base on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(10): 12-18. (in Chinese with English abstract)
- [11] 孟庆宽,张漫,杨耿焯,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 with English abstract)
- [12] 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(S1):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.1): 122—127. (in Chinese with English abstract)
- [13] 魏爽, 李世超, 张漫, 等. 基于 GNSS 的农机自动导航路径搜索及转向控制[J]. 农业工程学报, 2017, 33(增刊 1): 70—77.  
Wei Shuang, Li Shichao, Zhang Man, et al. Automatic navigation path search and turning control of agricultural machinery based on GNSS[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(Supp.1): 70—77. (in Chinese with English abstract)
- [14] 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): 180—186.  
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): 180—186. (in Chinese with English abstract)
- [15] Zhang Q, Qiu H C. A dynamic path search algorithm for tractor automatic navigation[J]. Transactions of the ASAE, 2004, 47(2): 639—646.
- [16] 赵颖, 陈兵旗, 王书茂, 等. 基于机器视觉的耕作机器人行走目标直线检测[J]. 农业机械学报, 2006, 37(4): 83—86.  
Zhao Ying, Chen Bingqi, Wang Shumao, et al. Fast detection of furrows based on machine vision on autonomous mobile robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(4): 83—86. (in Chinese with English abstract)
- [17] 江隼, 肖爱平. 喷药机器人在温室中道路识别及边界提取的研究[J]. 林业机械与木工设备, 2014, 42(10): 18—21.  
Jiang Huang, Xiao Aiping. Study on spraying robot's road recognition and boundary extraction in greenhouses[J]. Forestry Machinery & Woodworking Equipment, 2014, 42(10): 18—21. (in Chinese with English abstract)
- [18] 宁松瑞, 左强, 石建初, 等. 新疆典型膜下滴灌棉花种植模式的用水效率与效益[J]. 农业工程学报, 2013, 29(22): 90—99.  
Ning Songrui, Zuo Qiang, Shi Jianchu, et al. Water use efficiency and benefit for typical planting modes of drip-irrigated cotton under film in Xinjiang[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(22): 90—99. (in Chinese with English abstract)
- [19] 陈晨, 薛新宇, 顾伟, 等. 喷雾机喷杆结构形状及截面尺寸优化与试验[J]. 农业工程学报, 2015, 31(9): 50—56.  
Chen Chen, Xue Xinyu, Gu Wei, et al. Experiment and structure shape and section size optimization of spray boom[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(9): 50—56. (in Chinese with English abstract)
- [20] 苏伟, 蒋坤萍, 闫安, 等. 基于无人机遥感影像的育种玉米垄数统计监测[J]. 农业工程学报, 2018, 34(10): 92—98.  
Su Wei, Jiang Kunping, Yan An, et al. Monitoring of planted lines for breeding corn using UAV remote sensing image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2018, 34(10): 92—98. (in Chinese with English abstract)
- [21] Wang Q, Zhang Q, Rovira-Más, et al. Stereovision-based lateral offset measurement for vehicle navigation in cultivated stubble fields[J]. Biosystems Engineering, 2011, 109(4): 258—265.
- [22] 吕丽平, 张西芝, 张玉宏. 基于中心线引导的主动视觉导航方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(3): 18—25.  
Lü Liping, Zhang Xizhi, Zhang Yuhong. Research of active vision navigation based on centerline guidance[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(3): 18—25. (in Chinese with English abstract)
- [23] 李林, 魏新华, 朱文静, 等. 宽幅施药机械机器视觉辅助导航系统研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(9): 28—33.  
Li Lin, Wei Xinhua, Zhu Wenjing, et al. Research on auxiliary navigation system for wide spraying mechanism based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(9): 28—33. (in Chinese with English abstract)
- [24] 闫辉, 许廷发, 吴青青, 等. 多特征融合匹配的多目标跟踪[J]. 中国光学, 2013, 6(2): 163—170.  
Yan Hui, Xu Tingfa, Wu Qingqing, et al. Multi-object tracking based on multi-feature joint matching[J]. Chinese Optics, 2013, 6(2): 163—170. (in Chinese with English abstract)
- [25] 白如月, 汪小昂, 鲁伟, 等. 施药机器人对行施药系统的设计与试验[J]. 华南农业大学学报, 2018, 39(5): 101—109.  
Bai Ruyue, Wang Xiaochan, Lu Wei, et al. Design and experiment of row-following pesticide spraying system by robot[J]. Journal of South China Agricultural University, 2018, 39(5): 101—109. (in Chinese with English abstract)
- [26] 孙巧. 基于加权重叠率的单目标视觉跟踪评价指标[J]. 电子学报, 2017, 45(3): 753—761.
- [27] 吴刚, 谭戩, 郑永军, 等. 基于改进 Hough 变换的收获机器人行走目标直线检测[J]. 农业机械学报, 2010, 41(2): 176—179.  
Wu Gang, Tan Yu, Zheng Yongjun, et al. Walking goal line detection based on improved Hough transform on harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(2): 176—179. (in Chinese with English abstract)
- [28] 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 Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(9): 45—52. (in Chinese with English abstract)
- [29] 刘士建, 吴滢跃. 具有记忆跟踪功能的质心跟踪算法[J]. 红外技术, 2012, 34(11): 636—639.  
Liu Shijian, Wu Yingyue. Centroid tracking algorithm with memory tracking feature[J]. Infrared Technology, 2012, 34(11): 636—639. (in Chinese with English abstract)
- [30] 梁习卉子, 陈兵旗, 姜秋慧, 等. 基于图像处理的玉米收割机导航路线检测方法[J]. 农业工程学报, 2016, 32(22): 43—49.  
Liang Xihuizi, Chen Bingqi, Jiang Qiuhui, et al. Detection method of navigation route of corn harvester based on image processing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016,

- 32(22): 43—49. (in Chinese with English abstract)
- [31] 路红, 李宏胜, 费树岷, 等. 融合块显著质心描述和多级关联的多目标跟踪[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(9): 2182—2190.
- Lu Hong, Li Hongsheng, Fei Shumin, et al. Block-level saliency centroid representation and multi-level association based multi-target tracking[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(9): 2182—2190. (in Chinese with English abstract)
- [32] 张勤, 陈少杰, 李彬. 基于 SUSAN 角点的秧苗列中心线提取方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(20): 165—171.
- Zhang Qin, Chen Shaojie, Li Bin. Extraction method for centerlines of rice seedlings based on SUSAN corner[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(20): 165—171. (in Chinese with English abstract)
- [33] Ji Ronghua, Qi Lijun. Crop-row detection algorithm based on random Hough transformation[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2011, 54(3): 1016—1020.
- [34] Jiang Guoquan, Wang Zhiheng, Liu Hongmin. Automatic detection of crop rows based on multi-ROIs[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(5): 2429—2441.

## Dynamic counting method of cotton rows in video based on centroid tracking

Liang Xihuizi<sup>1,3</sup>, Chen Bingqi<sup>1\*</sup>, Li Minzan<sup>2</sup>, Wei Chaojie<sup>1</sup>, Yang Yanqiu<sup>1</sup>, Wang Jin<sup>1</sup>, Feng Jie<sup>1</sup>

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 2. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 3. College of Mechanical and Electric Engineering, Shihezi University, Shihezi 832003, China)

**Abstract:** Pesticide spraying is one of the most important farm activities related to the protection of plants. The application of pesticides by unmanned aerial vehicles (UAV) can effectively avoid the harm caused by pesticides to human body, but the amount of pesticides is limited and it is difficult to locate the pesticides between flights. The unmanned navigation tractor with GNSS (global navigation satellite system) has realized the automatic navigation of planting and cotton harvesting in large area cotton field while could not work in cotton plant protection operation because the complex crop growth environment on site. Visual navigation vehicle can carry a large amount of pesticide, and its operation path is determined by the growth state of crops in the farmland avoiding crushing seedling. Therefore, it has great potential for the unmanned plant protection vehicle based on visual navigation in the field environment. Nowadays, sprayers mounted on tractors have being utilized in cotton protection in Xinjiang. The present studies for objects mainly focus on static images, and the dynamic detection of crop rows in video sequence is studied barely. Aiming at that, A plant protection unmanned vehicle was exploited, which can enhance and complement the intelligent agriculture. After the vehicle finish spraying in one cotton row, it will stop safely and accurately just at the edge of the proposed position. Subsequently, its 4 wheels will rotate 90° simultaneously, so as to ensure it can move in a vertical direction through the cotton rows; a camera on the opposite side can also be utilized to count the cotton rows and avoid repeated spraying. When the vehicle passes cotton rows preseted, its 4 wheels can simultaneously rotate 90° again along the same direction to prepare for the next spraying. Then a video-based dynamic count method for cotton rows is proposed to determine the interval distance of linear operation area in this paper. By tracking the centroids of cotton plant, the number of cotton rows could be counted in real time. Firstly, the color image from video became grayscale to emphasize information of cotton rows with prominent green component by calculation of  $2G-R-B$ . Then, a region of interest (ROI) was set not only to reduce the calculation amount, but also to avoid the lacking of seedling in the end of cotton rows. Secondly, the vertical cumulative histogram of gray in ROI was solved and the histogram vs ROI width curve was obtained. The wave crests of the curve determined by two conditions were found, in which the width and the sharpness should be satisfied with threshold. Then a floating window was established to positioning the cotton row. Besides that, the grayscale centroids of each floating window were calculated, which represent the cotton rows where each one was located. Thirdly, a target window with the size of  $65 \times 65$  was established for each centroid. With the growth of cotton, the branches and leaves intertwined in which situation, the gap between the 2 cotton rows became smaller, and the cotton leaves of one row were very loose. In this case, one cotton row might correspond to more than one target window. To avoiding the influences of the growth, the overlap rate was calculated between each 2 adjacent target windows. And the 2 target windows whose overlap rate meeting the condition (large than 0.1) should be merged together. It had been done until no overlapped rate meeting the conditions. Thus, each cotton row had been identified. For tracking, starting from the second frame, the overlap rate between each target window and other target windows from previous frame was judged, if it met the condition, the two target windows in the two successive frames were connected. Then the cotton row could be tracked. The test proved that the processing time of detecting cotton row was approximately 150 ms per frame, which satisfied the requirement of practical application for the cotton protection in the field.

**Keywords:** machine vision; cotton; recognition; cotton field spray; lateral movement; counting row number