

## 采棉机视觉导航路线图像检测方法

李景彬<sup>1,2</sup>, 陈兵旗<sup>1\*</sup>, 刘 阳<sup>1</sup>, 查 涛<sup>1</sup>

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 石河子大学机械电气工程学院, 石河子 832003)

**摘 要:** 采棉机视觉导航路线的检测是实现采棉机自主导航的重要前提。收获时期的棉田中主要有棉秆、棉花、棉桃、棉叶、杂草及田外区域等多种目标特征, 并且机械采收会造成已收获区的棉枝上残留少许棉花, 对采棉机田间作业路径的检测造成困难。该文主要通过分析已收获区、未收获区、田外区域、田端的颜色特征, 对采棉机田间作业路径、棉田边缘、田端等的检测算法。首先采用  $3B-R-G$ 、 $|R-G|$ 、 $|R-B|$  及  $|G-B|$  等颜色分量差的方法, 针对棉田内、外等不同区域的目标特征分别进行提取, 并以设定的步长进行移动平滑处理, 而后基于最低波谷点向未收获区方向寻找波峰上升临界点以及与前一帧直线检测结果相关联等方法, 确定直线变换的候补点群, 最后基于过已知点 Hough 变换提取导航直线; 试验证明, 该算法提取的直线能够准确贴合已收获区与未收获区分界、田侧边缘等, 处理时间平均为 56.10 ms/帧, 满足采棉机田间实际生产作业的需求。该研究可为小麦、玉米等其他作物机械化收获时视觉导航路线的检测提供参考。

**关键词:** 机器视觉, 导航, 算法, Hough 变换, 采棉机

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.11.002

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-11-0011-09

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 Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(11): 11—19. (in Chinese with English abstract)

## 0 引 言

农田作业机器人自动导航技术是国内外的研究热点, 目前主要有 GPS 导航、机器视觉导航以及多传感器融合导航等方式。基于机器视觉的导航技术, 由于能够适应复杂的田间作业环境、探测范围宽、信息丰富完整, 受到国内外研究者的广泛关注。如何在自然环境下快速准确有效地提取农田机器人的行走路线是视觉导航技术的关键。

Ollis 等<sup>[1-2]</sup>利用彩色相机获取农作物的田间图像, 提取了收割作物的边缘, 并提出一种消除车辆投影干扰边缘的方法。Chateau 等<sup>[3]</sup>提出利用 MRF 处理收割作物边缘识别问题。Benson 等<sup>[4]</sup>开发一种提取收割/未收割作物边缘的联合收割机导航算法, 并在实验室和田间进行了试验, 取得较好的导航效果。Søgaard 等<sup>[5]</sup>研究了基于 Hough 变换提取作物行的算法。罗锡文等<sup>[6]</sup>搭建了农用智能作业移动平台。张志斌等<sup>[7-9]</sup>根据田间作物垄行特征及垄行间杂

草离散特征等研究了图像分割算法, 并建立了垄行识别模型。周俊等<sup>[10-11]</sup>提出一种适宜于多分辨率路径识别时的彩色特征和农田障碍物检测算法, 并以油菜地农田图像为例, 提取出油菜行直线。吴刚等<sup>[12]</sup>对麦田收获区域与未收获区域的分界直线进行了研究。Yutaka Kaizua、Long Qi 等<sup>[13-14]</sup>通过分析秧苗的光谱特性提取秧苗特征, 实现秧苗目标列的提取。丁幼春等<sup>[15-16]</sup>提出利用旋转投影算法检测农业车辆视觉导航路径。安秋等<sup>[17]</sup>提出基于光照无关图的方法去除导航图像中的阴影。张勤等<sup>[18]</sup>基于彩色模型和近邻法聚类的提取了水田秧苗列中心线。

本课题组一直从事各种农田作业机器人视觉导航路线检测算法的研究, 先后完成了插秧机器人视觉系统<sup>[19]</sup>、水田管理机器人<sup>[20-21]</sup>和耕作机器人<sup>[22]</sup>的行走路线检测等研究, 并且对农田区域边界线<sup>[23]</sup>、麦田多条苗列(苗间)线<sup>[24]</sup>、农田障碍物<sup>[25]</sup>等的图像检测算法进行了研究。本论文对采棉机自动导航路线的图像检测算法进行研究。

棉花是新疆生产建设兵团(简称“兵团”)的经济支柱产业之一, 机械化收获是兵团棉花产业发展的必然趋势。本文旨在通过对自然环境下拍摄的收获期棉田彩色图像进行分析和处理, 检测已收获地与未收获地分界线、田侧边缘及田端等目标, 提取采棉机在田间作业时导航路线。

收稿日期: 2013-01-14 修订日期: 2013-05-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(31071329)

作者简介: 李景彬(1980—), 男, 河南淮阳人, 副教授, 在职博士生, 主要从事图像处理与机器视觉方面的研究。北京 中国农业大学工学院, 100083。Email: lj8095@163.com。

\*通信作者: 陈兵旗(1964—), 男, 河南沁阳人, 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。北京 中国农业大学工学院, 100083。Email: fcbq@163.com

## 1 试验方法

棉田区域分布如图 1 所示,主要分为已收获区、未收获区、田端、田外区域等 4 个区域。采棉机的视觉导航路线的检测过程时,主要检测目标是收获区与未收获区的分界线、田侧边缘以及田端等。

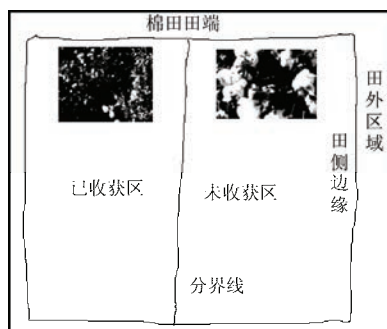
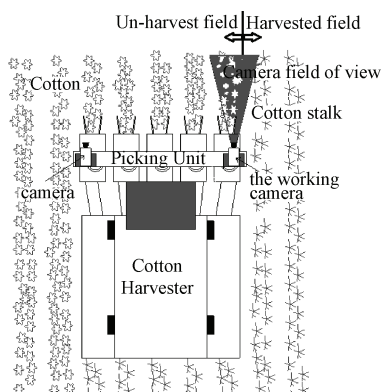


图 1 棉田区域分布示意图

Fig.1 Regional distribution diagram of cotton field

### 1.1 试验设备及图像采集

本研究采用的采棉机为 JohnDeer 9970 型采棉机。由于采棉机作业幅宽大,所以需要 2 台相机分别安装在采棉机最左侧和最右侧的采摘头上,在已收获区与未收获区的分界线上进行图像采集,如图 2 所示。



a. 相机安装位置示意图

a. Location diagram of camera's installment



b. 相机安装位置

b. Location of camera's installment

图 2 采棉机及相机安装位置示意图

Fig.2 Location diagram of cotton harvester and camera's installment

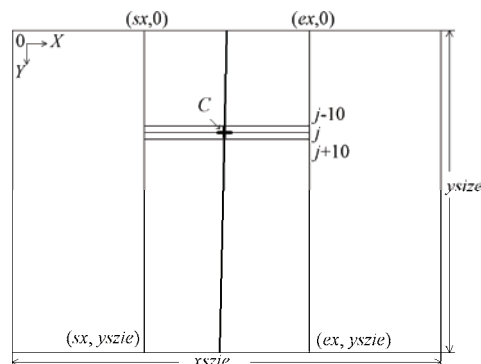
采用爱国者 T60 型相机进行图像采集,输出为彩色图像,采集图像的大小为 640×480 像素;用于图像处理的计算机处理器为 Intel(R) Core(TM) i5,主频为 2.4 GHz,内存为 2 G;利用 Microsoft Visual Studio 2010 进行了算法的开发研究。

试验用图像是 2011 年 9 月在兵团农八师 132 团 2 连采集。相机的安装高度为 1.6 m,相机轴线与水平面向下夹角约为 20°,采棉机的工作速度为 3.7 km/h。

### 1.2 已收获区与未收获区的分界直线检测

目标直线为已收获区与未收获区的分界线,即采棉机在田间进行作业时的导航线。常用的直线检测方法有最小二乘法<sup>[26-28]</sup>、Hough 变换<sup>[29-30]</sup>以及过已知点的 Hough 变换<sup>[31]</sup>。本研究利用过已知点 Hough 变换进行目标直线检测,因此分界线上像素点群的获取和已知点的确定是本研究的主要内容。

1) 设定处理窗口。图像的设定处理窗口如图 3 所示。图 3 中 $(sx, 0)$ ,  $(ex, 0)$ ,  $(sx, ysize)$ ,  $(ex, ysize)$ 四点包围的区域为处理窗口。在检测第一帧图像时,设定  $sx=xsize/2-80$ ,  $ex=xsize/2+80$ ,以后帧的处理窗口设定为  $sx=X-80$ ,  $ex=X+80$  (其中  $X$  为前一帧图像 Hough 变换已知点的横坐标)。



注:  $xsize$  为图像宽度,  $ysize$  为图像高度,  $sx$  为图像处理窗口起点横坐标,  $ex$  为图像处理窗口终点横坐标,  $j$  为图像的序号;  $C$  为候补点。

Note:  $xsize$  is the width of image,  $ysize$  is the height of image,  $sx$  is the abscissa of start point for image processing window,  $ex$  is the abscissa of end point for image processing window,  $j$  is the row index of image;  $C$  is backup point.

图 3 图像处理窗口示意图

Fig.3 Diagram of image processing window

2) 扫描处理窗口中的每个像素点,将其红( $R$ )、绿( $G$ )、蓝( $B$ )颜色分量,代入式(1)求其亮度值  $E$ 。

$$E = 3 \times B - R - G \quad (1)$$

3) 设定局部处理区域(浮动窗口),并在垂直方向上累计其像素值。在处理窗口中,设定宽度为处理窗口宽度、高度为 $[j-10, j+10]$ 的区域为浮动窗口,其中  $10 \leq j \leq ysize-10$ ,如图 3 中的中间矩形

框所示。设数组  $L[d]$  和  $L_1[d]$ , 其中  $d$  为数组的大小, 且  $d=ex-sx+1$ 。在浮动窗口内, 逐行扫描各像素, 将其亮度值垂直累加到  $L_1$  中。

4) 以步长  $t = \frac{d}{16}$ , 对数组  $L_1$  进行移动平均处理, 平滑后的数据记入数组  $L$ 。

5) 由式 (2)、(3), 分别求数组  $L$  的亮度平均值  $\bar{E}_1$  及其标准偏差  $D$ 。

$$\bar{E}_1 = \frac{1}{d} \sum_{i=0}^d L[i] \quad (2)$$

$$D = \sqrt{\frac{1}{d-1} \sum_{i=0}^d (L[i] - \bar{E}_1)^2} \quad (3)$$

6) 寻找数组  $L$  的最低波谷点  $p_b$ 。设定初始值  $b_{\min} = \bar{E}_1$ , 从  $i=0$  ( $0 \leq i \leq ex-sx$ ), 开始扫描数组  $L$ , 当  $L[i] \leq b_{\min}$  时, 记录  $b_{\min} = L[i]$ ,  $p_1 = i + sx$ 。数组扫描结束后,  $p_b = p_1$  即为最低波谷点位置。

7) 基于最低波谷点向未收获区方向寻找波峰上升处的临界点, 将其作为分界处的边缘像素点。以右侧棉花已收获为例寻找边缘像素点, 设阈值  $T = 0.8 \times D$ , 从  $p = p_b - sx$  ( $0 \leq p \leq p_b - sx$ ) 开始扫描数组  $L$ , 当  $|L[p] - b_{\min}| \leq T$  时, 记录  $p_2 = p + sx$ , 当  $|L[p] - b_{\min}| > T$  时, 停止扫描。如果处理图像为采集视频的第一帧图像 (即采棉机在某一行程刚开始工作), 则取边缘像素点  $p_p = p_2$ 。否则, 以前一帧图像直线检测的结果数组  $V[ysize]$  的数据为中心, 向左右分别扩展  $v$  个像素, 若  $|p_2 - V[j]| \leq v$ , 则  $p_p = p_2$ , 否则  $p_p = V[j]$ 。其中,  $v = \tan \alpha \times ysize$ ,  $\alpha = 3^\circ$  为采棉机作业时允许偏转的最大角度。

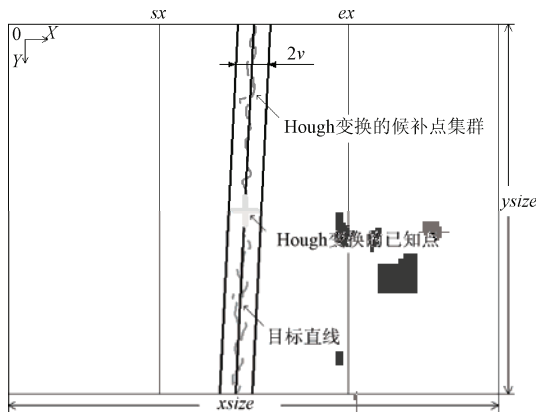


图 4 候补点群集和已知点示意图

Fig.4 Candidate points of cluster and known point schematic diagram

8) 循环执行步骤 (4) 到 (7), 即可求出已

收获区与未收获区分界处的候补点群, 设个数为  $n$ , 如图 4 所示。

9) 确定 Hough 变换的已知点  $(X, Y)$ 。设边界候补点的坐标为  $(x_u, y_u)$ ,  $0 \leq u < n$ , 利用式 (4) 求  $(X, Y)$ , 如图 4 中 “+” 所示。

$$\begin{cases} X = \frac{1}{n} \sum_{u=1}^n x_u \\ Y = \frac{1}{2} ysize \end{cases} \quad (4)$$

10) 以获得的候补点群为目标, 基于过已知点 Hough 变换提取目标直线。

### 1.3 田侧边缘检测

田侧边缘为采棉机首次进地作业时的导航目标线。田侧边缘线的一侧为田内棉花区域, 另一侧为田外区域, 将棉花区域的边缘线作为检测目标。田内区域在图像上的位置, 因采棉机首次进地作业的方向不同而不同, 本文以田内区域在图像的左侧为例讨论检测算法。

1) 按照上述 2.2 中步骤 (1) 的方法设定处理窗口。

2) 依次读取处理窗口内每个像素点的  $R$ 、 $G$ 、 $B$  值, 当其满足式 (5) 时, 标记为白色 (255), 否则为黑色 (0), 获得二值图像。

$$\begin{cases} |R - G| \leq T_1 \\ |G - B| \leq T_1 \\ |B - R| \leq T_1 \end{cases} \quad (5)$$

由于棉花为白色, 其  $R$ 、 $G$ 、 $B$  分量值十分接近, 设定阈值  $T_1 = 10$  时, 可以较好地提取棉花目标。

3) 对于获得的二值图像, 基于列累加进行去噪处理, 消除田外区域的噪声影响。从  $i = sx + 2$  列开始, 统计二值图像上相邻 5 列的白色像素点个数  $z$ , 如果  $z \geq ysize/2$ , 则保留中间列 (目标列), 否则将目标列所有像素点的亮度值置为 0。

4) 在二值图像上, 利用浮动窗口对图像处理窗口的像素值进行垂直方向的累计, 并记入数组  $L_1$ , 方法同上述 2.2 中步骤 (3)。

5) 从田外区域向田内区域方向寻找田侧边缘像素点。如果右侧为田外区域, 从  $q = ex - sx$  ( $0 \leq q \leq ex - sx$ ) 开始扫描数组  $L_1$ , 如果左侧为田外区域, 则从  $q = 0$  开始扫描数组  $L_1$ , 当  $L_1[q] = 255$  时, 停止扫描, 记录  $p_p = q + sx$ , 此时的  $p_p$  即为浮动窗口中间行的候补点  $x$  坐标。

6) 循环执行步骤 (4) 到 (5), 即可求出田侧边缘的候补点群; 利用上述 2.2 中步骤 (7) 和 (8), 求取 Hough 变换的已知点, 并基于过已知点的



Hough 变换, 提取田侧边缘线。

#### 1.4 田端检测

田端为采棉机行驶方向上的终止边界, 因此在采棉机作业过程中, 需要实时判定采棉机是否到达田端。具体检测算法如下:

1) 窗口设置在棉花未收获区内, 以左侧棉花未收获为例, 窗口起点为 $(0,100)$ , 终点为 $(ex,180)$ 。统计计算窗口内像素点的个数  $w$ 。

2) 利用式 (5) 对田端图像处理窗口进行二值化处理。

3) 统计窗口内的白色像素点的个数  $m$ , 并计算其占窗口内总像素点的比值  $k=m/w$ 。

4) 设定阈值  $T_3$ , 若  $k < T_3$ , 则表明出现田端。 $T_3$  取值为 0.3。

5) 从  $j=80$  开始逐行扫描田端图像处理窗口内像素点, 统计每行扫描线上白色像素点的个数  $r$ , 若  $r < ex/3$ , 停止扫描, 此时的第  $j$  行即为所检测的田端位置。

上述采棉机导航路线的检测流程如图 5 所示。

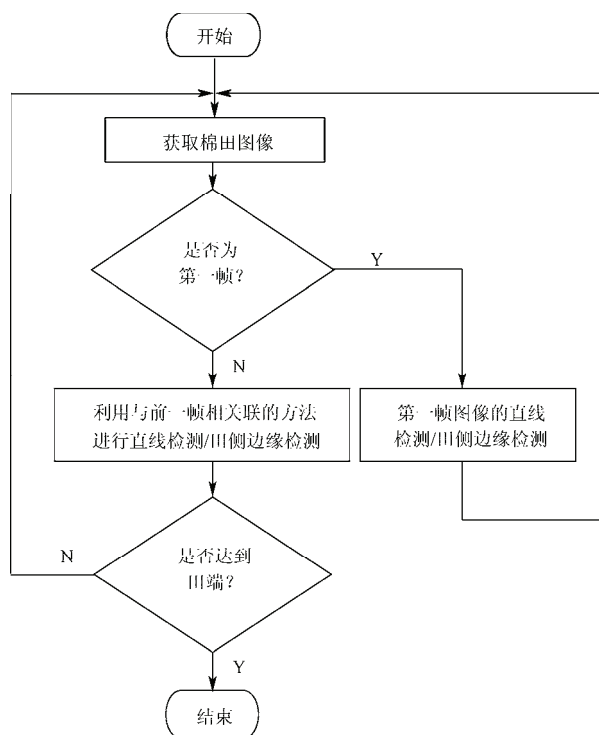


图 5 算法流程图

Fig.5 Algorithm flowchart

## 2 试验结果与分析

### 2.1 已收获区与未收获去区分界直线检测

棉田原图像中主要有棉花 (白色)、棉叶 (绿色或暗红色)、棉秆 (绿色或暗红色) 及杂草 (绿色) 等。由于摄像机安装位置的关系, 在接近采棉机采摘头的位置, 棉花的行间多为棉叶、棉秆、杂

草等, 并且有棉花植株的阴影, 图像中  $R$ 、 $G$ 、 $B$  3 个分量之间没有明显的分布规律。

图 6 是田间收获作业中的原图像及检测结果的例图。图中方框表示图像处理区域。收获区与未收获区分界处的分散点集为候补点集群, 实际图像中每行候补点只有一个像素, 为显示清晰, 用以候补点为中心的 5 个像素来表示。图中显著显示的 “+” 中心点为 Hough 变换的已知点, 倾斜直线表示导航直线检测结果。

图 6a、6b 右侧为已收获区域, 图像采集时光照比较强, 从图中可以看出棉花脱叶效果比较好, 未脱净的棉叶呈暗红色。图 6b 中未收获区域有阴影, 已收获区地面有裸露现象。图 6c、6d 左侧为已收获区域, 图像采集时光照比较柔和, 从图中可以看出棉花脱叶效果较差, 未脱净的棉叶呈深绿色。图 6c 和 6d 中, 已收获区与未收获区的行间有明显的阴影区域。图 6d 中在已收获区与未收获区分界处的棉花行上, 有一段区域棉花很少, 与已收获区的边界差异不显著。

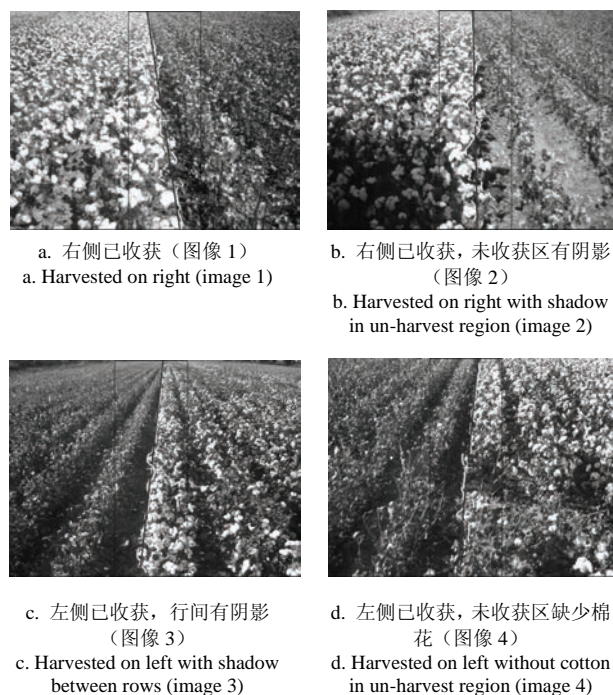


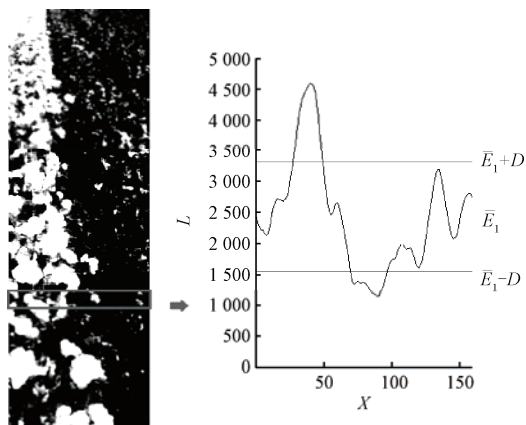
图 6 原图像及检测结果的例图

Fig.6 Original image and detection results

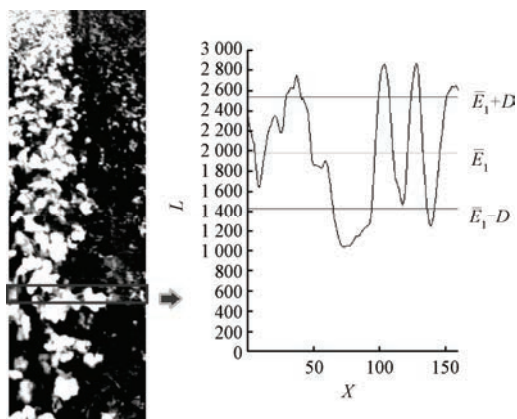
图 7 中的 4 幅图像为图 6 中各图像的处理窗口区域经  $3 \times B-R-G$  变换后的灰度图像及浮动窗口中数组  $L$  的分布图。可以看出, 在灰度图像上, 增强了棉花区域, 抑制了棉秆、棉叶、地面等非棉花区域, 为后续边界处像素点集群的提取奠定了基础。

从图 7a~7c 中的候补点的分布可以看出, 先利用波谷寻找参考点, 而后向未收获区方向寻找波峰

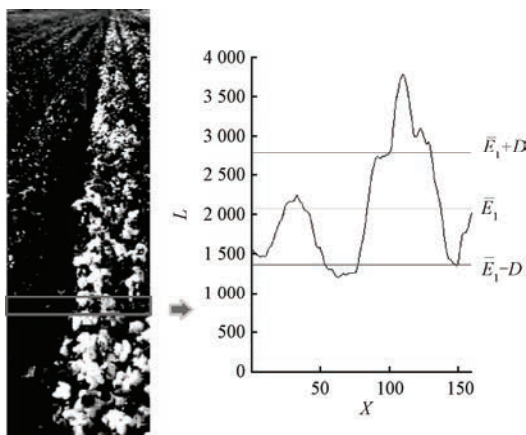
上升临界点作为候补点的方法,可以有效地检测分界处棉花的边缘。从图 7d 中候补点的分布中可以看出,在已收获区与未收获区有棉花的区域,利用前面的方法可以有效地检测分界处棉花的边缘,而在已收获区与未收获去边界处缺少棉花的区域,利用关联前一帧直线检测结果的方法,可以有效地找到本帧图像中候补点的替代点,且直线的检测结果未受缺少棉花等因素的影响。



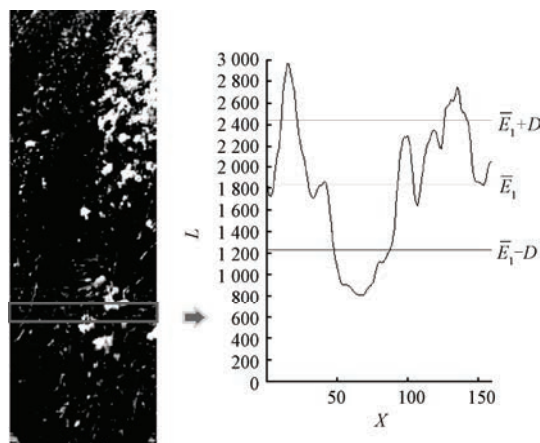
a. 图像 1 灰度图及  $L$  分布  
a. Grayscale and  $L$  distribution of image 1



b. 图像 2 灰度图及  $L$  分布  
b. Grayscale and  $L$  distribution of image 2



c. 图像 3 灰度图及  $L$  分布  
c. Grayscale and  $L$  distribution of image 3



d. 图像 4 灰度图及  $L$  分布  
d. Grayscale and  $L$  distribution of image 4

注:  $L$  为亮度累加值;  $X$  为局部图像窗口横坐标;  $\bar{E}_1$  为  $L$  的亮度平均值;  $D$  为  $L$  的亮度标准偏差。

Note:  $L$  is the accumulated value of brightness;  $X$  is the abscissa of image processing window;  $\bar{E}_1$  is the average value of  $L$ ;  $D$  is the standard deviation of  $L$ .

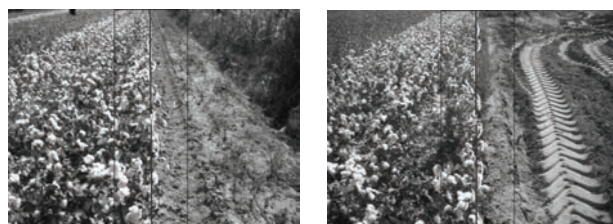
图 7 变换的灰度图像及数组  $L$  的分布图

Fig.7 Grayscale images of figure 5 and array  $L$  distribution in processing window

从图 6 中各图像的直线检测结果中可以看出,利用上述方法找到的候补点集,基于过已知点的 Hough 变换拟合出的直线,贴合已收获区与未收获区的棉花边缘,可作为采棉机田间作业的导航线。

## 2.2 田侧边缘检测

图 8 是田侧边缘的原图像及检测结果的例图,图上不同标识的含义与图 5 相同。图 8a 的田外区域有葵花根茬、车轮的印迹及杂草等。图 8b 的田外区域有杂草、车轮印记、田埂等。



a. 例图 1  
a. Case 1

b. 例图 2  
b. Case 2

图 8 田侧边缘原图像及检测结果例图

Fig.8 Original images of outside-field and detected results

图 9a、9b 是图 8 中各图像利用式 (5) 提取棉花目标后的结果。从提取的结果可以看出,利用式 (5) 可以有效提取田内区域的棉花目标,同时田外区域的杂草、根茬及车轮印记等诸多因素的影响大部分都得到了抑制。

图 9c、9d 是图 9a、9b 经过列累加阈值去噪后的图像,可以看出,田外区域的噪声被有效剔除,田侧边缘总体特征保留完好。



从图 8 中各图像的直线检测结果中可以看出, 利用上述方法检测出的候补点集群紧密贴合田侧边缘的棉花目标, 检测出的目标直线贴合田侧边缘, 可以作为采棉机首次作业的导航线。

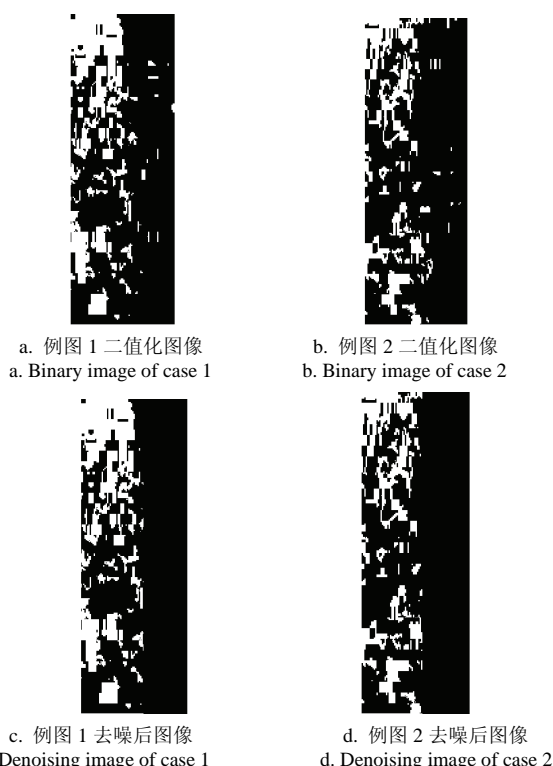


图 9 棉花图像目标提取

Fig.9 Binary images of figure 7 in window

### 2.3 田端检测

图 10 是棉田田端的原图像及检测结果的例图, 其中图 10a 为采棉机在田间作业时的田端情况 (田内田端), 图 10b 为采棉机首次作业时的田端情况 (田侧田端)。图中的横向直线为检出的田端位置。由于利用采棉机作业时, 一般田端的棉花都会人工捡拾一段距离, 以确保采棉机足够的转弯空间, 因此利用像素点数突变的方法, 可以有效地检测出田端位置 (没有棉花的位置)。同时, 由于开设的田端处理窗口, 涵盖了整个图像的未收获区域一侧, 可以有效避开因为未收获区中由于部分区域缺少棉花而造成的田端误检。

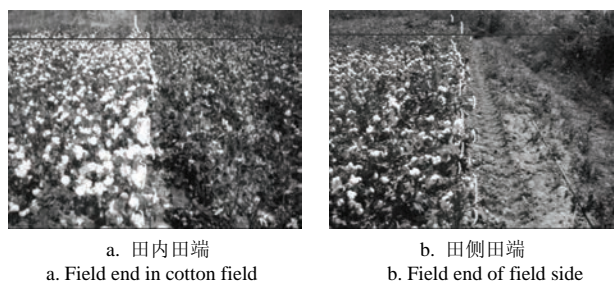


图 10 棉田田端原图像及检测结果例图

Fig.10 Original image of field end and detected results

### 2.4 试验验证

利用采棉机在田间作业过程中实际采集的多段视频图像, 对该算法进行了试验验证, 其结果如表 1 所示。

表 1 试验验证结果

Table 1 Detected results

视频 序号	视频 帧数	是否 有田端	是否 有障碍	处理 时间/s	处理速度 /(ms·帧 <sup>-1</sup> )	田端 检出
分界直线 1	1598	是	否	89.74	56.16	是
分界直线 2	1390	否	是	79.99	57.55	/
分界直线 3	1249	否	是	72.91	56.62	/
分界直线 4	2386	是	否	134.76	56.48	是
分界直线 5	2540	是	否	144.09	56.73	是
分界直线 6	2403	是	否	127.35	53.0	是
田侧边缘 1	1573	是	否	130.29	82.83	是
田侧边缘 2	1980	是	否	162.28	81.96	是

从表 1 中可以看出, 对分界直线 1、4、5、6 进行的检测, 其准确率达到 100%。分界直线 2 和分界直线 3 的视频, 在采集时, 采棉机作业方向上有行人, 在视频中未出现行人前, 检测结果的准确率达到 100%, 当有行人在视频中出现时, 检测的直线发生偏移, 引起以后的连续检测错误。图 11 为原图和错误检测结果例图。由于行人的衣服颜色及其行走等因素的影响, 导致检测的最低波谷和候补点发生偏移, 因此检测结果出现错误。而在实际生产中, 应进行障碍的检测, 当有行人或其他障碍物在采棉机行走方向上出现时, 使采棉机停止作业。

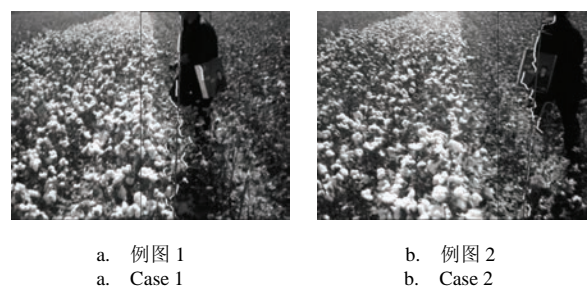


图 11 原图像和错误检测结果例图

Fig.11 Original image and wrong detected results

从表 1 中可以看出, 本文研究的算法能够快速、准确、有效地检测出收获区与未收获区的分界线、田侧边缘线以及田端, 且检测出的目标直线准确率高, 算法运算速度快, 其中分界直线的平均每帧图像检测时间为 56.10 ms, 田侧边缘平均每帧图像检测时间为 82.34 ms。本文研究的采棉机导航直线检测方法, 能够满足机采棉实时作业要求。

### 3 结 论

本文针对采棉机进行田间作业时视觉导航路径的检测问题进行了研究, 主要探讨了已收获区与

未收获区边界、田侧边缘等目标直线及田端导航终止线的检测算法。

1) 针对已收获区与未收获区边界的检测问题, 提出利用  $3B-R-G$  颜色模型对棉田图像处理区域进行处理, 通过局部图像处理窗口内垂直像素值累加的方法, 先提取最低波谷点作为参考点, 而后基于波谷点向棉花未收获区域方向寻找波峰上升的临界点作为候补点, 提取收获区与未收获区的边界候补点集, 最后基于过已知点 Hough 变换拟合导航目标直线, 平均每帧图像检测时间为 56.10 ms。

2) 针对田侧边缘线的检测, 提出利用  $R$ 、 $G$ 、 $B$  分量差的方法提取棉花目标, 通过列累加阈值去噪后, 提取田侧边缘的候补点集, 基于过已知点 Hough 变换拟合目标直线, 平均每帧图像检测时间为 82.34 ms。

3) 对于田端检测, 提出在未收获区开辟浮动窗口, 通过统计浮动窗口内棉花像素点的比例来判断田端位置。

4) 试验证明, 算法能够快速准确地提取已收获区与未收获区边界、田侧边缘及田端等导航目标线, 提取的导航目标线与实际完全相符, 能够满足采棉机实际生产作业的需求, 同时该研究也可小麦、玉米等其他作物机械化收获时视觉导航路径的检测提供理论参考。

#### [参 考 文 献]

- [1] Ollis M, Stentz A. First result in vision-based crop line tracking[C]//Proceedings of the 1996 IEEE Conference on Robotics and Automation (ICRA'96), Minneapolis, MN. 1996: 951—956.
- [2] Pilarski T, Happold M, Pangels H, et al. The demeter system for automated harvesting[J]. Autonomous Robots, 2002, 13(1): 9—20.
- [3] Chateau T, Berducat M, Bonton P. An original correlation and data fusion based approach to detect a reap limit into a gray level image[C]//Proceeding of the 1997 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 1997, 3: 1258—1263.
- [4] Benson E R, Reid J F, Zhang Q. Machine vision-based guidance System for agricultural grain harvesters using cut-edge detection[J]. Biosystems Engineering, 2003, 86(4): 389—398.
- [5] Sogaard H T, Olsen H J. Determination of crop rows by image analysis without segmentation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2003, 38(2): 141—158.
- [6] 罗锡文, 区颖刚, 赵祚喜, 等. 农用智能移动作业平台模型的研制[J]. 农业工程学报, 2005, 21(2): 83—85.  
Luo Xiwen, Ou Yinggang, Zhao Zuoxi, et al. Research and development of intelligent flexible chassis for precision farming[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2005, 21(2): 83—85. (in Chinese with English abstract)
- [7] 张志斌, 罗锡文, 李庆, 等. 基于良序集和垄行结构的农机视觉导航参数提取算法[J]. 农业工程学报, 2007, 23(7): 122—126.  
Zhang Zhibin, Luo Xiwen, Li Qing, et al. New algorithm for machine vision navigation of farm machine based on well-ordered set and crop row structure[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23(7): 122—126. (in Chinese with English abstract)
- [8] 张志斌, 罗锡文, 周学成, 等. 基于 Hough 变换和 Fisher 准则的垄线识别算法[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(12): 2164—2168.  
Zhang Zhibin, Luo Xiwen, Zhou Xuecheng, et al. Crop rows detection based on Hough transform and fisher discriminant criterion function[J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(12): 2164—2168. (in Chinese with English abstract)
- [9] 张志斌, 罗锡文, 臧英, 等. 基于颜色特征绿色作物图像分割算法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(7): 183—189.  
Zhang Zhibin, Luo Xiwen, Zang Ying, et al. Segmentation algorithm based on color feature for green crop plants[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(7): 183—189. (in Chinese with English abstract)
- [10] 周俊, 姬长英. 农业机器人视觉导航中多分辨率路径识别[J]. 农业机械学报, 2003, 34(6): 120—123.  
Zhou Jun, Ji Changying. Multi-resolution road recognition for vision navigation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2003, 34(6): 120—123. (in Chinese with English abstract)
- [11] 周俊, 程嘉煜. 基于机器视觉的农业机器人运动障碍目标检测[J]. 农业机械学报, 2011, 42(8): 154—158.
- [12] 吴刚, 谭戡, 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)
- [13] Qi Long, Ma Xu, Zuo Yanjun, et al. Multispectral image segmentation of rice seedlings in paddy fields by fuzzy c-means clustering[C]//3rd International Congress on Image and Signal Processing, Image and Signal Processing, Yantai. 2010: 1427—1430.
- [14] Yutaka Kaizua, Kenji Imoub. A dual-spectral camera system for paddy rice seedling row detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 63(1): 49—56.
- [15] 丁幼春, 王书茂, 陈红. 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. Navigation 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 with English abstract)
- [16] 丁幼春, 王书茂, 陈红. 农用车辆作业环境障碍物检测方法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(增刊): 23—27.  
Ding Youchun, Wang Shumao, Chen Hong. Obstacle detection in the working area of agricultural vehicle based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(Supp): 23—27. (in Chinese with English abstract)
- [17] 安秋, 李志臣, 姬长英, 等. 基于光照无关图的农业机器人视觉导航算法[J]. 农业工程学报, 2009, 25(11): 208—212.  
An Qiu, Li Zhichen, Ji Changying, et al. Agricultural robot vision navigation algorithm based on illumination invariant image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(11): 208—212. (in Chinese with English abstract)
- [18] 张勤, 黄小刚, 李彬. 基于彩色模型和近邻法聚类的水田秧苗列中心线检测方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(17): 163—171.  
Zhang Qin, Huang Xiaogang, Li Bin. Detection of rice seedlings rows' centerlines based on color model and nearest neighbor clustering algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(17): 163—171. (in Chinese with English abstract)
- [19] Chen Bingqi, Tojo S, Watanabe K. Machine vision based algorithmic guiding system for automatic rice transplanters[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2003, 19(1): 40—46.
- [20] Chen Bingqi, Tojo S, Watanabe K. Detection Algorithm for traveling route in paddy field for automated managing machines[J]. Transaction of the ASAE, 2002, 45(1): 239—246.
- [21] Chen Bingqi, Tojo S, Watanabe K. Study on Machine Vision for Micro Weeding Robot in Paddy Field[J]. Biosystems Engineering, 2003, 85(4): 393—404.
- [22] 赵颖, 陈兵旗, 王书茂. 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): 81—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): 81—86. (in Chinese with English abstract)
- [23] Zhang Lei, Wang Shumao, Chen Bingqi, et al. Crop-edge Detection based on machine vision[J]. New Zealand Journal of Agricultural Research, 2007, 50(5): 1367—1374.
- [24] Zhang H, Chen B, Zhang L. Detection algorithm for crop multi-centerlines based on machine vision[J]. Transaction of ASABE, 2008, 51(3): 1089—1097.
- [25] 张磊, 王书茂, 陈兵旗, 等. 基于双目视觉的农田障碍物检测[J]. 中国农业大学学报, 2007, 12(4): 70—74.  
Zhang Lei, Wang Shumao, Chen Bingqi, et al. Detection of obstacles in farmland based on binocular vision[J]. Journal of China Agricultural University, 2007, 12(4): 70—74. (in Chinese with English abstract)
- [26] 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. Earlystage crop rows detection based on least square method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(7): 163—167. (in Chinese with English abstract)
- [27] 宋海燕, 秦刚, 韩小平, 等. 基于近红外光谱和正交信号-偏最小二乘法对土壤的分类[J]. 农业工程学报, 2012, 28(7): 168—171.  
Song Haiyan, Qin Gang, Han Xiaoping, et al. Soil classification based on near infrared reflectance spectroscopy and orthogonal signal correction-partial least square[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(7): 168—171. (in Chinese with English abstract)
- [28] 杨仁杰, 刘蓉, 徐可欣. 二维相关光谱结合偏最小二乘法测定牛奶中的掺杂尿素[J]. 农业工程学报, 2012, 28(6): 259—263.  
Yang Renjie, Liu Rong, Xu Kexin. Detection of urea in milk using two-dimensional correlation spectroscopy and partial least square method[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(6): 259—263. (in Chinese with English abstract)
- [29] 饶洪辉, 姬长英. 基于标记信息的 Hough 变换检测早期的作物行中心线[J]. 农业工程学报, 2007, 23(3): 146—150.  
Rao Honghui, Ji Changying. Crop-row detection using Hough transform based on connected component labeling[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23(3): 146—150. (in Chinese with English abstract)
- [30] Rovira-Ma's F, Zhang Q, Reid J F, et al. Hough-transform-based vision algorithm for crop row detection of an automated agricultural vehicle[J]. Journal of Automobile Engineering, 2005, 219(8): 999—1010.
- [31] 陈兵旗, 渡边兼五, 东城清秀, 等. 插秧机器人的视觉研究(第2报)——由 Hough 变换检测目标苗列的中心线[J]. 日本农业机械学会杂志, 1997, 59(3): 23—28.  
Chen Bingqi, Watanabe K, Tojo S, et al. Study on the computer-eye of rice transplant robot (Part 2)[J]. Japanese Society of Agric. Machinery, 1997, 59(3): 23—28. (in Japanese)



## Detection for navigation route for cotton harvester based on machine vision

Li Jingbin<sup>1,2</sup>, Chen Bingqi<sup>1\*</sup>, Liu Yang<sup>1</sup>, Zha Tao<sup>1</sup>

(1. China Agricultural University, Department of Engineering College, Beijing, 100083, China;

2. Shihezi University, Department of Mechanical and Electric Engineering College, Shihezi 832003, China)

**Abstract:** Auto-navigation has a great significance in increasing the operating quality and production efficiency of agriculture machinery, such as improving the working environment and security situation for workers, reducing the labor intensity, etc. The vision navigation has many technical advantages that it can adapt to the complicated field of the operating environment, has wide detection range and has rich and complete information. It is the research focus in the field of agriculture machinery auto-navigation. How to extract routes fast, accurately, and effectively in the natural environment is the key in vision navigation. The vision navigation routes' detect of a Cotton-picker is the main premise to achieve its auto-navigation. There are many difficulties in detecting the operation routes of a cotton-picker in the field. For example, during harvest, there are many kinds of target features like stalks, cotton, bolls, leaves, weeds in the cotton field and its outside region. In addition, a little cotton may be left on the stalks in the harvested region when we use machine to pick. This paper puts forward the detection algorithms of the operation routes of a cotton-picker, the edge and the end of the cotton field by analyzing the different color features of the harvested region, the un-harvested region, the outside region, and the end of the field. First, we used the difference of color components, such as  $3B-R-G$ ,  $|R-G|$ ,  $|R-B|$  and  $|G-B|$  to extract the target features of the inner and outside of the cotton field respectively, and smooth the image using the moving average method by the set length. Then by finding the rose critical point of the crest that is based on the lowest trough point to the un-harvested region, and connecting with the line detect result of the previous frame, we determine the alternate point group of a straight line transform. At last, we extracted the navigation routes based on Passing a Known Point Hough Transform (PKPHT). The test proves that the extracted line by this algorithm can match the harvested region, the un-harvested region and the edge of the field accurately. The processing time is 56.10 ms per frame, which can meet the demand of the real production of a cotton-picker in the field. This research can provide the reference to the vision navigation routes' detection of wheat, corn and many other crops when we harvest them by machine.

**Key words:** computer vision, navigation, algorithms, Hough transform, cotton harvester