

基于最小二乘法的早期玉米作物行检测研究

汪 博¹, 桂江生¹, 周建平², 葛忠明²

(1. 浙江理工大学信息学院, 杭州 310018; 2. 海盐盛迪电子科技有限公司, 浙江嘉兴 314300)

摘 要: 根据农田图像的特点, 提出一种新的作物行检测算法。首先为图像设置感兴趣区域, 使其仅保存两条作物行, 接着用超绿法分割作物与背景, 再对图像进行降噪处理。从图像每一行中选取最长的线段作为作物行, 并提取中点为特征点, 利用左右位置关系将特征点分为左右两类, 对分类后的特征点进行线性回归, 得到最终结果。通过大量的测试和与霍夫变换和随机霍夫变换的比较发现, 该算法具有抗干扰强、检测速度快的优点。

关键词: 导航; 机器视觉; 图像分割; 直线检测; 最小二乘法

中图分类号: TP242.162

文献标志码: A

0 引 言

近年来随之计算机视觉技术的发展, 农业机器人视觉导航以其高效性和准确性成为现代智能农业机械一个重要研究方向。视觉导航技术在施肥、除草、播种和收获等方面有着广泛应用, 其中通过检测作物行的中心线进行导航, 是视觉导航的常用方法。国内外很多研究多采用霍夫变换、随机霍夫变换和垂直投影法进行作物行直线检测。霍夫变换受噪声影响小, 具有高鲁棒性, 在国内外的研究中被广泛使用^[1-4], 但是霍夫变换计算量大, 耗时多的缺点也很明显, 难以满足实时处理的要求。为了克服上述缺陷, 学者们提出了随机霍夫变换^[5-8], 随机霍夫变换通过随机取样、收敛性映射和动态链接等方法, 加快了处理速度。但是当作物行出现缺失尤其是大面积缺失时, 随机霍夫变换往往会产生比较大的偏差。垂直投影法通过找出特征点可以克服作物行缺失的问题^[9-11], 但垂直投影法得出的特征点的数目太少, 一旦少量特征点位置出现较大偏差就会极大的影响结果的准确性。

最小二乘法是一种数学优化技术, 通过最小化误差的平方和寻找数据的最佳函数匹配, 可以实时

快速检测出作物行直线, 准确性及实时性均优于随机霍夫变换。本文提出了一种基于机器视觉的农田作物行检测算法, 用中心线检测算法代替垂直投影法, 快速检测出带便作物行的中心线, 最后用最小二乘法线性计算出作物行。

1 特征点提取

1.1 设置 ROI 区域

在视觉导航过程中, 导航线的提取需要处理大量数据, 造成计算时间过长, 导航系统实时性较差。为提高导航识别实时性, 调整好摄像头离地高度和倾角后, 对二值图像设定一个感兴趣区域(ROI), 如何设置 ROI 是需要考虑的问题, 区域过大, 处理时间会增加, 区域过小, 得到的作物行特征区域较少, 结果不准确。通过反复试验发现, 在摄像头稳定的情况下, 根据作物行密度的不同, ROI 的宽取原图像的 1/2 到 2/3 之间, 高取原图像的 1/3 到 1/2 之间时比较合适。

为了测试算法在不同条件下的准确性, 选择在不同天气和生长阶段采集图像进行测试, 在本实验中, ROI 的长和宽分别设为原图像的 1/2, ROI 尺寸如图 1 所示。W, H 分别表示图像的宽和高。

收稿日期: 2011-09-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(61105035)

作者简介: 汪 博(1990-), 男, 安徽宁国人, 硕士研究生, 主要从事农业机器人视觉导航方面的研究。

通信作者: 桂江生, E-mail: jsgui@zstu.edu.cn

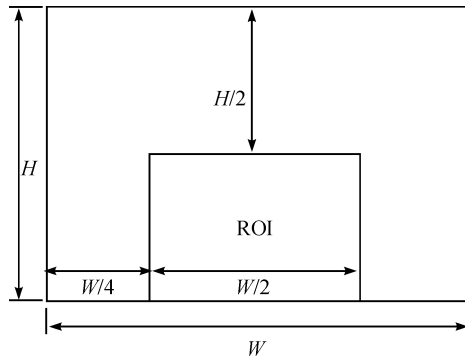


图1 ROI尺寸

1.2 预处理

玉米在早期生长阶段一般呈现绿色,G分量的值较高;背景(主要是土壤)一般呈现红褐色,R分量比较高。采用 Excess Green 法用颜色特征因子对图像进行处理能够快速得到作物灰度图像^[12]。具体做法如下:

设点 (x, y) 处的灰度值为 $I(x, y)$, $I(x, y)$ 的值通过式(1)计算:

$$I(x, y) = 2g - r - b \quad (1)$$

式中, r, g, b 分别为RGB图像中在该点R,B,G通道的值。

用Ostu法对灰度图像进行二值化,得到一幅包含作物和噪点的二值图像,噪点主要由杂草或落叶等原因造成。使用中值滤波和形态学操作处理图像可以减少噪点。中值滤波可以消除离散的噪点,而形态学操作可以消除噪声区域。在形态学处理中,靠近农作物的杂草充当了作物的一部分,有助于保证有缺失的农作物不被腐蚀,而远离农作物的杂草被当做噪点被腐蚀。

1.3 特征点提取

经过上述步骤后,可以得到一副较为理想的ROI二值图像。在图像里,用 $I(x_i, y_i)$ 表示坐标 (i, j) 处像素的灰度值。得到的ROI二值图像只包含两条比较明显的作物行,根据它们的左右位置关系分别把它们叫做左作物行和右作物行。将图像分割为若干宽为 w ,高为 h 的水平条,通过垂直投影法^[9]确定作物行的特征点,为了得到尽可能多的特征点,排除偶然情况造成的误差,取 $w = W/2, h = H$,则得到的是若干水平线段。从水平线段里选取最长的白色线段作为作物行,并取线段的中心代表作物行的特征点。噪声不能预处理但不能完全消除,然而与作物相比,这些噪声的线段长度较短,通过清除较短的线段,可以减少杂草噪声干扰,尽管作物行边缘较短的线段会被清除,但作物行中心线的位置不受影响。

用结构体Point[H]表示坐标点,Point[H]包含两个成员 x 和 y 用来保存坐标,MaxR和MaxL用来保存最大作物线段的起点和终点,R和L用来保存当前作物线段的起点和终点。

以提取左作物行的特征点为例,提取特征点的步骤如下:

Step1:初始化图像,将图像边界和竖直中线的值都置为0;将临时变量置为0,Point[H]的值都置为-1。

Step2: $y = y + 1, x = 0$;如果 $y > H$,程序结束。

Step3:在ROI中从左往右扫描,当 $x > W/2$,返回Step2;如果 $I(x_i, y_i) = 0, I(x_{i+1}, y_i) = 1, L = x + 1$,如果 $I(x_i, y_i) = 1, I(x_{i+1}, y_i) = 0, R = x$;

Step4:如果 $\text{MaxR} - \text{MaxL} < R - L$,令 $\text{MaxL} = L, \text{MaxR} = R, \text{Point}[y].x = (\text{MaxR} + \text{MaxL})/2, \text{Point}[y].y = y$,返回Step3;

这样就可以得到左作物行的全部特征点了,右作物行的获取过程完全相同,只需要将每行的遍历范围为从 $[0, W/2 - 1]$ 改为 $[W/2, W]$ 。

2 最小二乘法

为了克服霍夫变换计算量大,不适应实时图像处理的缺点,我们采用最小二乘法计算作物行直线。最小二乘法是一种常用有效的直线检测方法,检测速度快,精度高。

假设 (x_i, y_i) 为所求出的特征点,拟合后的直线L的方程为

$$y = kx + b \quad (2)$$

其中: b 为斜距, k 为斜率。

则特征点 (x_i, y_i) 到直线的距离为:

$$d = \frac{|y - kx - b|}{\sqrt{1 + k^2}} \quad (3)$$

所有特征点到直线的距离的平方和 D 为:

$$D = \sum_{i=1}^N d_i^2 = \sum_{i=1}^N \left[\frac{y_i - (b + kx_i)}{\sqrt{1 + k^2}} \right]^2 \quad (4)$$

其中 N 为特征点的数量

如果点 (x_i, y_i) 在直线上,则 d 为0,但不可能所有特征点都恰好落在直线上。最小二乘法通过计算使所有特征点到直线的距离的平方和 D 最小,由此计算得到的直线可以使所有点基本分布在离直线L距离不远的两侧,如图2所示,这时直线L及为由特征点拟合的直线。

为了 k 求 b 和使 D 取最小值,对式(4)的分子分别对 b 和 k 求偏导并令其为0,

$$\begin{cases} \frac{\partial D}{\partial b} = -2 \sum_{i=1}^N (y_i - b - kx_i) = 0 \\ \frac{\partial D}{\partial k} = -2 \sum_{i=1}^N (y_i - b - kx_i)x_i = 0 \end{cases} \quad (5)$$

求解式(4),最终可以求出 \hat{b} 和 \hat{k} 为:

$$\hat{k} = \frac{N \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{N \sum_{i=1}^n x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2},$$

$$\hat{b} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n y_i - \frac{\hat{k}}{N} \sum_{i=1}^n x_i.$$

将 \hat{b} 和 \hat{k} 的结果带入式(1),得到出作物行的直线方程。

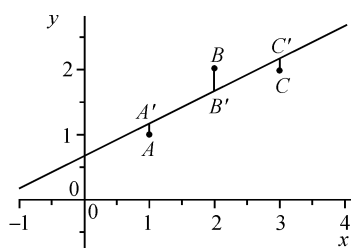


图2 最小二乘法示意图

3 实验结果和分析

实验所采用的是 HPR817 彩色数码相机,并配有 3 个 DDC 芯片分别用来保存图像的 R,G,B 通道,图片的分辨率为 360×200 ,以 JPG 格式保存。图像处理由 PC 机(主频 3.10 GHz,内存 4 GB)完成,采用 Microsoft Visual Studio 2010 和 openCV2.44 开发。

以下选择 2 组每组 2 张图片对实时性和准确性进行测试,并与 Hough 变换和随机 Hough 变换两种方法进行对比。两组图片分别表示有无杂草和不同天气,如图 3、图 4 所示。

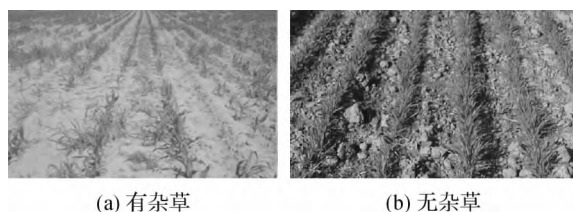


图3 有无杂草



图4 不同天气

在司永胜等^[11]的基础上,通过预先测量和设置 ROI 区域,可以省略确定行数和特征点分类的步骤,极大地减少了计算量,使得单幅图片的处理时间大幅下降。处理过程如图 5—图 8 所示。

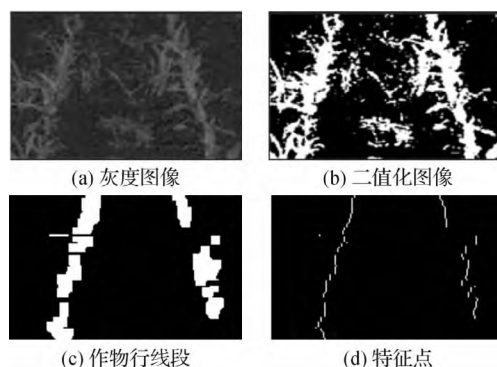


图5 有杂草时特征点提取过程

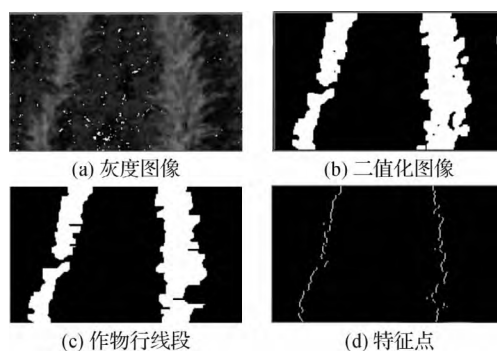


图6 无杂草时特征点提取过程

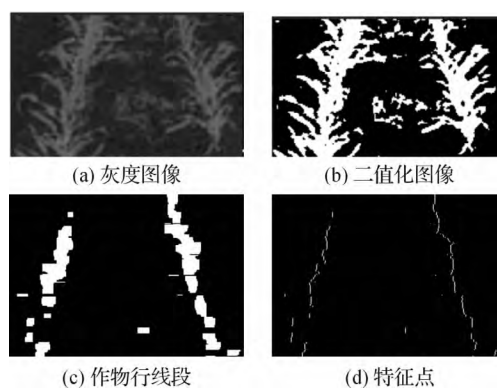


图7 雨天时特征点提取过程

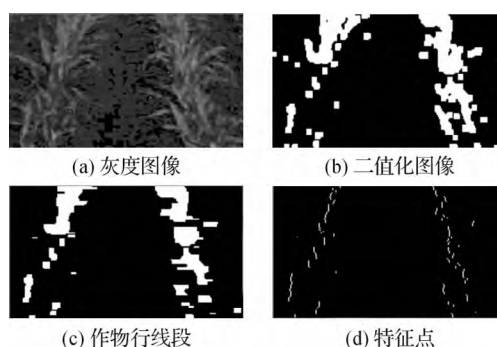


图8 晴天时特征点提取过程

分别用霍夫变换、随机霍夫变换和本算法处理相同的图像,结果表明:在提取特征点后使用 3 种方法,均可比较准确的检测出作物行;但在速度方面,

Hough 变换最慢,随机 Hough 变换次之,线性拟合速度最快。具体所需时间如表 1 所示。

表 1 3 种算法的耗时比较

方法	图片大小/pixel	Hough 变换/ms	随机 Hough 变换/ms	本算法/ms
图 3(a)	592×409	7.17	4.28	1.19
图 3(b)	360×225	3.40	2.13	0.62
图 3(a)	464×273	4.97	2.39	0.74
图 3(b)	435×233	3.13	2.75	0.75

如表 2 所示,通过计算测作物行和真实作物行的夹角发现,Hough 变换的平均误差最大,达到 3.65°,而本算法平均误差最小,为 1.148°。通过表 2 可以看出,当出现杂草较多或作物行缺失的情况,

Hough 变换和随机 Hough 变换容易出现较大误差。在图 3(a)中的右作物行检测中,由于存在杂草的干扰,特征点比较分散,如图 5(d)所示,Hough 变换的误差高达 13.30°,而使用本算法误差为 2.29°。

表 2 3 种算法精度比较

图像	Hough 变换/°		随机 Hough 变换/°		本算法/°	
	左作物行	右作物行	左作物行	右作物行	左作物行	右作物行
图 3(a)	3.02	13.30	1.17	2.46	2.16	2.29
图 3(b)	2.01	2.84	<1	3.99	1.57	<1
图 3(a)	5.48	<1	2.78	2.47	<1	<1
图 3(b)	<1	2.51	6.58	3.65	1.14	2.02

注:表示检测作物行和真实作物行的偏转角大小,<1 表示误差角度足够小(小于 1°),在计算误差时按 0 计算。

4 结 语

在农业实时系统中使用视觉导航,作物行的识别非常重要。需要通过检测作物行得到中心线,这直接关系到我们获取导航所需的基准线的准确性。而现在作物行的识别一般采用霍夫变换和随机霍夫变换,但这两种方法计算量大,不适合实时系统中。

本文通过设置合适的 ROI 区域提高检测的准确性,然后用超绿法处理过 ROI 区域对作物和背景进行分割,由此达到事半功倍的效果。再经过 Ostu 二值化和形态学处理,排除杂草、石块、落叶等的噪声影响,得到有效地作物行信息。在农业图像阈值化处理中,Ostu 是最常用的方法,因为室外环境变换的复杂性需要一个自动适应性阈值。实验结果也说明 Ostu 可以在不同光照天气中有效地分割图像。

利用水平投影法得出特征点,根据特征点得到待检测作物行,对于作物行缺失的情况,通过对统计特征点进行最小二乘拟合提高可信度。该算法以绿色为主的作物能够准确快速地进行作物行中心检测。

参考文献:

[1] Hough P V C, Method and Means for Recognizing Complex Patterns. U S, 3069654[P]. 1962-12-18.

[2] Marchant J A, Brivot R. Real time tracking of plant rows using a Hough transform[J]. Real Time Imaging, 1995, 1(5): 363-371.

[3] Leemans V, Destain M F. Line cluster detection using a variant of the Hough transform for culture row localization[J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(5): 541-550.

[4] Tijmen B, Hendrik W, Kees A, et al. A vision based row detection system for sugar beet[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 60(1): 87-95.

[5] Kultanen P, Xu L, Oja E. Randomized Hough transform [C]//10th Proceedings of IEEE Pattern Recognition. IEEE, 1990: 631-635.

[6] Xu L. Randomized hough transform(RHT): basic mechanisms, algorithms, and computational complexities[J]. CVGIP: Image Understanding, 1993, 57(2): 131-154.

[7] Ji R H, Qi L J. Crop-row detection algorithm based on random hough transformation [J]. Mathematical and Computer Modelling, 2010, 54(3/4): 1016-1020.

[8] Guerrero J M, Guijarro M, Montalvo M, et al. Automatic

- expert system based on images for accuracy crop row detection in maize fields [J]. *Expert Systems with Applications*, 2013, 40(2): 656-664.
- [9] 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.
- [10] Yuan Z Y, Mao Z H, Wei Q. Orientation technique of crop rows based on computer vision[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2005, 10(3): 69-72.
- [11] 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.
- [12] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histogram[J]. *IEEE Transaction on System Man and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.
- [13] 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]. *农业机械学报*, 2013, 44(S1): 216-223.

Detection of Early Crop Rows Base on Least Square Method

WANG Bo¹, GUI Jiang-sheng¹, ZHOU Jian-pin², GE Zhong-min²

- (1. School of Information Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China;
2. Haiyan Shengdi Electrical Technical Co., Ltd., Jiaxing 314300, China)

Abstract: A new crop row detecting algorithm is proposed according to features of farmland. Firstly, ROI (region of interesting) was set up to only reserve two crop rows. Then, crops and background were segmented with 2G-R-B, and then noise reduction treatment was conducted for the image. The longest line segment was chosen from each row as crop row, and midpoint was extracted as the feature point. The feature points were classified into left and right according to the position relation. Linear regression was conducted for the classified feature points. The final results show that through plentiful tests and comparison by Hough Transform and random Hough Transform, this algorithm has such advantages as strong anti-interference and fast detection speed.

Key words: navigation; machine vision; image segmentation; line detection; least square method
(责任编辑: 陈和榜)