

油菜直播机导航路径识别方法研究

周雅文 丁幼春 杨军强 詹 鹏 张闻宇

华中农业大学工学院, 武汉 430070

摘要 针对油菜直播机视觉导航路径识别效果受天气、稻茬噪声等影响的难题,提出一种结合小波变换和改进随机抽样一致性(RANSAC)的导航路径识别方法。首先,对原始图像灰度化后进行小波变换,在大尺度低分辨率下凸显导航路径宏观轮廓;然后利用直播机作业区与未作业区图像对比度大的特点获取导航路径上的特征点集合;最后针对获取的特征点集合运用结合预检验和后处理校正的改进随机抽样一致性算法区分内外点,并对内点集运用最小二乘法进行导航路径直线拟合,从而获取导航路径参数。田间图像测试表明,该方法可以稳定、准确地检测出导航路径,正确率达到 96.7%,同时每帧图像的处理时间在 31 ms 以内,能为油菜直播机的视觉导航提供技术支撑。

关键词 油菜直播机; 视觉导航; 小波变换; 随机抽样一致性; 最小二乘法

中图分类号 TP 242.6⁺2 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2016)03-0128-06

国内成熟的油菜直播机提升了油菜种植的机械化水平,日益体现出其巨大的经济效益。开展油菜直播机的视觉导航对于减轻劳动强度、提高作业质量与效率等方面具有重要意义^[1-2]。路径识别是视觉导航的关键技术之一,天气、稻茬噪声等环境因素增加了油菜直播机视觉导航路径识别的难度。目前国内外学者的研究大多集中于作物幼苗垄行^[3-5]、作物收获边界^[6-7]等宏观轮廓的检测,而对行精度要求较高的播种作业视觉导航研究相对较少。路径识别关注的是路径宏观轮廓,凸显导航路径宏观轮廓常用的方法是使用小波变换对图像进行去噪、多分辨率分析^[8]。而导航路径宏观轮廓拟合以最小二乘法^[9-10]、霍夫变换及其改进方法^[11-13]最为常见。霍夫变换及其改进方法的主要优点是鲁棒性好,能适应田间缺苗、断垄的影响,但是其时间复杂度和空间复杂度高的缺点制约了路径识别的实时性。最小二乘法运算时间短,但其准确性易受野值点的影响,路径识别的鲁棒性不佳。不同于前面 2 种方法,随机抽样一致性算法(RANSAC)^[14]作为一种鲁棒性好的模型参数估计方法在近年的导航路径识别方面得到了一定应用^[15-16],但其拟合效果有待进一步提高。

笔者以 2BFQ-6 型油菜精量联合直播机为导航对象,充分利用其旋耕、开沟的作业特点,开展视觉导航路径识别方法研究,提出一种结合小波变换和改进 RANSAC 的视觉导航路径识别方法,为油菜直播机自动化作业提供技术支撑。

1 试验方法

1.1 试验平台及图像获取

1)试验平台。用于图像处理的计算机 CPU 为 Intel(R) Core(TM)i7 3.0 GHz,内存为 16 GB。软件开发平台为 Visual Studio 2012,导航路径识别方法使用 Opencv 功能模块结合 C++ 编程语言实现。图像由工业防水相机 UI-2210RE 进行采集,设定的图像分辨率为 640×480 像素,采集速率设定为 30 帧/s。

2)图像获取。图像由直播机分别在晴天、阴天与多云条件下,沿田块作业边界匀速前进时拍摄的录像中抽取获得,田块稻茬处理类型分为经过碎茬处理和未经碎茬处理 2 种。相机安装在给直播机提供动力的东方红 LX-854 拖拉机的前方中间位置(图 1),距地面 1.5 m,俯角 22°。

收稿日期: 2015-12-31
基金项目: 国家油菜产业技术体系专项(CARS-13);国家公益性行业(农业)科研专项(201503116-6);武汉市高新技术产业科技创新团队项目(2014070504020240)
周雅文,硕士研究生,研究方向:图像识别和机器视觉导航。E-mail: zyw19900927@163.com
通信作者: 丁幼春,博士,副教授,研究方向:油菜机械化生产装备智能化技术。E-mail: kingbug163@163.com



A: 相机安装位置示意图 The camera installation sketch; B: 相机安装位置 The camera installation location.

图 1 油菜精量联合直播机和相机安装位置示意图

Fig.1 Rape seeder and camera's installation position

1.2 导航路径识别

本研究的油菜精量联合直播机田间导航路径识别方法主要分为 3 个步骤:1)运用小波变换,对灰度化的图像进行大尺度低分辨率分析,凸显导航路径宏观轮廓的同时降低后续数据处理量;2)设定滑动 ROI 窗口获取导航路径特征点集合;3)运用改进 RANSAC 和最小二乘法估计导航路径参数。

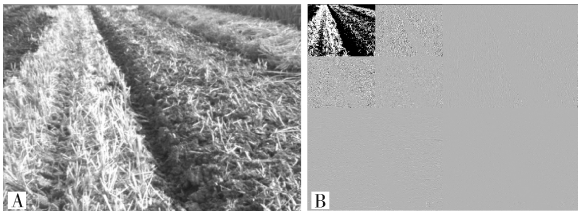
1)图像的小波变换。农机田间视觉导航通常需要的是具有标志性的田间宏观轮廓(如垄行沟、作物收获的割幅边缘)信息,对于图像细节信息可以忽略不计,具体针对油菜精量联合直播机视觉导航而言,所需要的是作业区与未作业区交界处的轮廓信息。因此,运用小波变换可以多分辨率处理图像的优点,在大尺度低分辨率图像上检测油菜直播机的作业分界线。

经过大量测试,笔者选用具有实现简单、计算时间短等优点的提升小波(第二代小波)进行图像预处理^[17]。运用小波变换,在大尺度低分辨率上进行图像处理,一方面可以过滤掉大量由稻茬(前茬作物)产生的高频噪声,更好地凸显导航路径的宏观轮廓;另一方面大尺度低分辨率有效降低了图像处理的数据量。

为了降低路径识别对颜色信息的依赖,减少处理时间,对原始彩色图灰度化后进行 2 尺度小波变换。从图 2A 和图 2B 对比可以看出,经过 2 尺度的小波分解之后,油菜播种的作业区与未作业区的宏观边界轮廓变得更为明显,同时有效图像的分辨率缩小为原分辨率的 1/16,图像数据量也相应的减少,有利于提高路径识别的实时性。

2)导航路径离散特征点获取。长江中下游地区的油菜播种一般在水稻收获之后进行,油菜精量联

合直播机作业过程中伴随着旋耕和开沟作业。如图 2A 所示,左侧为未作业区域,上面分布着大量的稻茬,颜色浅,亮度较大;右侧为已作业区域,经过旋耕后,稻茬和旋耕土壤混合在一起,颜色深,亮度偏低。图像整体因稻茬的存在,包含噪声信息较多,但经过统计分析得到油菜精量联合直播机的作业图像在不同天气环境中的灰度分布具有如下特点:灰度较大的像素点大部分分布于未作业区域,而灰度较低的像素点大多分布于已作业区域,经过小波变换滤去大量噪声后(图 2B)这一特征变得更加明显。



A: 导航路径灰度图 Grayscale image of navigation path; B: 小波分解图 Wavelet decomposition image.

图 2 提升小波分解效果图

Fig.2 Result of lifting wavelet decomposition

根据这一分布特点,选用大小为 160×10 像素的滑动 ROI 窗口,以 2 个像素为步长从上到下扫描小波变换后的图像。对每一个 ROI 窗口采取阈值化操作,阈值选用 ROI 窗口的平均灰度值,由公式(1)确定。

$$T = \frac{1}{160 \times 10} \sum_{i=0, j=0}^{i=160, j=10} f(i, j) \tag{1}$$

式中, $f(i, j)$ 为图像坐标 (i, j) 处的灰度值。

根据以上像素灰度分布特点分析,对滑动 ROI 窗口进行阈值化操作后,ROI 窗口中的白色像素点集中于未作业区,黑色像素点集中于作业区,根据这一分布规律,可以确定导航路径的离散特征点(下文

简称特征点)。

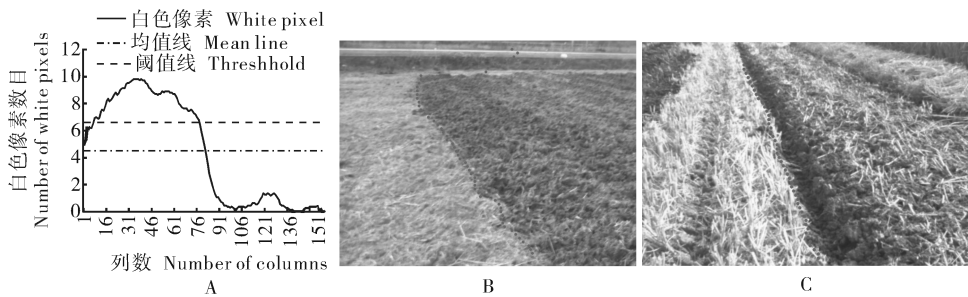
图 3A 为某一 ROI 窗口的白色像素分布曲线图,为了除去曲线的局部毛刺,同时对曲线进行了移动平滑。其中阈值线高度 h 由公式(2)给出。

$$\begin{cases} h=h_1+0.4\times(\max(N(i))-h_1) \\ h_1=\frac{1}{160}\sum_{i=0}^{160}N(i) \end{cases} \quad (2)$$

式中, $N(i)$ 为第 i 列上的白色像素数目; h_1 为分布曲线的均值线高度。

特征点在图像上的坐标通过以下步骤确定。步骤 1:白色像素的分布曲线把阈值线分成了若干小

线段,把这些线段的长度存入数组 a ,并在数组 a 的开头与结尾填入元素 0。步骤 2:确定特征点在曲线上位置范围,寻找数组 a 的最大值元素 $a[m]$ 并确定最大元素对应的像素分布曲线的形状,同时通过比较 $a[m]$ 左右相邻元素的大小来确定特征点所在的位置范围和特征点寻找方向,具体寻找规则如表 1 所示。步骤 3:确定特征点精确位置,由步骤 2 所确定的曲线范围和寻找方向求取分布曲线与均值线的交点,该交点所在列即为特征点的列坐标;而特征点的行坐标确定为对应 ROI 窗口的中间行。图 3B、C



A:ROI 窗口白色像素分布图 ROI window white pixel distribution; B:经过碎茬处理的田块 Field after stubble cleaning; C:未经碎茬处理的田块 Field with stubble.

图 3 特征点的分布及选取效果图

Fig.3 Feature points' distribution and selection effect diagram

表 1 特征点寻找规则

Table 1 Rule of feature point searching

$a[m]$ 对应曲线 Corresponding curve of $a[m]$	$a[m-1]\geq a[m+1]$		$a[m-1]<a[m+1]$	
凹 Concave	$a[m]$ 对应曲线内寻找均值点;方向从左到右 Search the mean point in the curve of $a[m]$, direction is from left to right		$a[m]$ 对应曲线内寻找均值点;方向从右到左 Search the mean point in the curve of $a[m]$, direction is from right to left	
凸 Convex	$a[m-1]$ 对应曲线内寻找均值点;方向从右到左 Search the mean point in the curve of $a[m-1]$, direction is from right to left		$a[m+1]$ 对应曲线内寻找均值点;方向为从左到右 Search the mean point in the curve of $a[m+1]$, direction is from left to right	

显示的是导航路径特征点在其原始图像上的显示效果。

3)导航路径的直线拟合。随机抽样一致性(RANSAC)算法通过随机抽样区分内外点,可以从含有大量异常点的数据集中较准确地估计出所需要的数学模型。本研究所处理的特征点数据集较小,只有 55 个特征点,针对油菜精量联合直播机的作业特点,估计模型为直线,运用原始 RANSAC 算法,针对单幅图像的模型参数估计只需要 1.5 ms。但是运用原始 RANSAC 算法仍然存在两方面的问题:一是原始 RANSAC 算法认为数据集中每个样本点成为内点的概率是相等的,然而本研究数据集

中的某些样本点有可能是明显错误的,不可能被划分为内点,错误点的存在会影响 RANSAC 算法的计算效率。二是本研究的特征点数据集较小,而 RANSAC 算法是一种随机算法,在相同条件下,针对同样的数据集每次计算出的内点集可能具有较大的差异,这些差异导致估算的导航路径参数稳定性不够好。

针对上述问题,结合油菜精量联合直播机导航路径识别特点进行如下改进:一是油菜精量联合直播机田间作业速度相对较低,相机采集的前后 2 帧图像变化不大,利用此特点,针对导航中的非第 1 帧图像,可以利用前一帧图像的导航路径参数对特征

点进行预检验,剔除一些明显错误的特征点。本研究估计模型为直线,为了使采样点更为分散,把预检验后的数据点集分成前后两部分,在这两部分之中分别进行样本点随机抽取,有利于提高 RANSAC 算法的计算效率。而针对第 1 帧图像或者单幅图像则进行 2 次随机抽样检测提高参数估计结果的置信率。二是为了提高运算结果的稳定性,首先利用 RANSAC 计算出初始内点集并运用最小二乘法计算出初始导航路径参数,然后运用此参数对内点集进行后处理校正,重新划分出一致性更好的内点集,估计出新的导航参数。

改进后的 RANSAC 算法步骤如下:步骤 1. 确定初始点集。针对非第 1 帧图像,设置阈值 $D1$ 进行特征点预检验,计算所有特征点到前一帧图像检测的直线的距离 d ,如果 $d < D1$,则放入特征点集合 P ;否则直接排除该点。对于第 1 帧图像或者单幅图像则进行 2 次抽样检测,第 1 次运用原始 RANSAC 估计出导航路径参数,第 2 次者则运用第 1 次的结果进行预检验。步骤 2. 随机抽样取点。把集合 P 平均分为前后两部分 $P1$ 和 $P2$,然后随机从 $P1$ 和 $P2$ 中分别取出 1 个点计算直线 L 。步骤 3. 划分内外点。设置阈值 $D2$,计算集合 P 中剩余点到 L 的距离 d ,如果 $d < D2$,则认为该点是内点,放入内点集合 S ;否则直接排除该点。步骤 4. 评价模型。当 S 中内点数目 $N_s > N_{\min}$ ($N_{\min}$ 为评价直线拟合是否合理的最小内点数目)时,则认为该模型为当

前的最优模型,且把当前的 N_s 作为下次的 $N_{\min}$ 。步骤 5. 把步骤 2~4 重复 k 次,结束之后选取内点数目最多的点集运用最小二乘法进行直线拟合,获取导航路径参数。步骤 6. 内点集后处理校正。运用步骤 5 的计算结果代替直线 L ,设置阈值 $D3 < D2$,用 $D3$ 代替 $D2$,重新执行步骤 3,重新求取内点集 S^* ,然后应用最小二乘法重新求取导航路径参数。改进的 RANSAC 算法的迭代次数 k 由公式(3)给出:

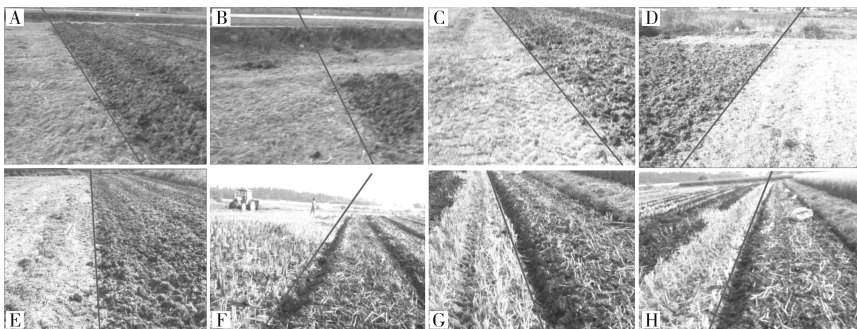
$$k = \frac{\log(1-p)}{\log(1-(1-w)^n)} \tag{3}$$

式中, p 为改进 RANSAC 算法得出正确结果的概率,取值为 0.99; w 为特征点集中外点所占的比例,一般情况下给出都是一个估计值,本研究取 50%; n 为估计模型参数所需要的最少特征点数目,本研究拟合的是直线, $n=2$ 。同时为了进一步的减小运算量,对于非第 1 帧图像,可以在前一帧检测到的导航路径基础上,进一步缩小 ROI 窗口的长度,从而提高路径识别的实时性。

2 结果与分析

2.1 导航路径识别适应性试验

为了验证本研究路径识别方法对环境的适应性,针对不同角度、天气、稻茬处理类型环境下采集的多幅图像进行测试,部分检测结果如图 4 所示。图 4A、B、C、D、E 是经过碎茬处理的田块,图 4F、G、H 是未经碎茬处理的田块。



A,B: 阴天 Overcast; C,D: 晴天 Sunny; E,F,G,H: 多云 Cloudy.

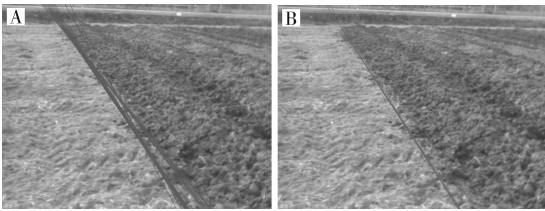
图 4 导航路径识别效果图

Fig.4 Result of path identification

2.2 改进 RANSAC 拟合效果测试

由于相机的安装角度,导航路径与图像竖直方向的夹角一般在 $\pm 40^\circ$ 范围内变化(规定导航路径向左偏为“+”,向右偏为“-”)。因此,选择导航路径从 $-40^\circ \sim 40^\circ$ 变化的 900 多幅图像对原始 RANSAC

和改进 RANSAC 进行测试,部分结果见图 5、图 6 和表 2。图 5 表示的是运用 2 种方法对同一幅图像重复拟合 100 次的实际效果,图 6 为 2 种方法拟合结果的夹角散点分布图,从中发现原始 RANSAC 的路径拟合结果虽然都在导航路径附内,可以满足视



A:原始 RANSAC 拟合 The original RANSAC fitting; B:改进 RANSAC 拟合 Improved RANSAC fitting.

图 5 路径识别效果对比

Fig.5 Path recognition result comparison

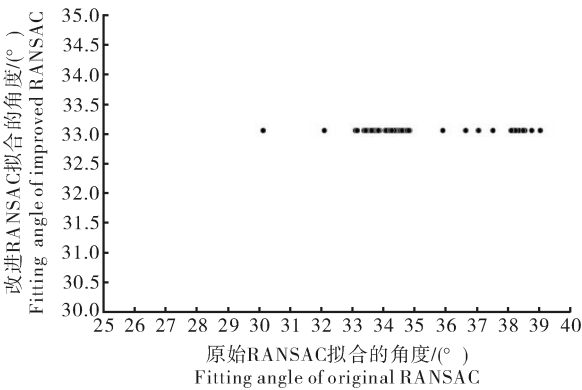


图 6 精度对比

Fig.6 Accuracy comparison

近,但是由于原始 RANSAC 是一种随机方法,每次计算的点集不尽相同,导致拟合结果较为分散,而改进 RANSAC 加入了后处理校正步骤,计算出的点集一致性更好,结果更稳定。

表 2 是对 900 多幅图像进行测试所求夹角结果的平均标准差对比。从表 2 可知,改进 RANSAC 多次估计的结果平均标准差更小,对导航路径参数估计更为精确。在时间复杂度方面,在特征点集样本数量较少的前提下,两者导航路径参数计算耗时差别不大,都在 1.5 ms 以内。

表 2 RANSAC 算法改进前后精度对比

Table 2 RANSAC to improve the accuracy of the comparison before and after

夹角范围/(°) Range of angle	平均标准差 Mean standard deviation	
	原始 RANSAC Original RANSAC	改进 RANSAC Improved RANSAC
25~40	2.06	0.07
10~25	1.93	0.10
-10~10	2.10	0.09
-25~-10	2.16	0.07
-40~-25	1.81	0.11

2.3 路径识别总体效果测试

为了测试算法总体的实时性和准确性,针对不同天气环境下采集的视频进行测试。测试结果如表 3 所示,发现平均每帧的检测时间在 31 ms 以觉导

表 3 路径识别结果统计

Table 3 Path identification result statistics

天气 Weather	总帧数 Total frames	误检数 Number of false check	每帧平均检测时间/ms Average time of detection	正确率/% Correct rate
晴天 Sunny	718	23	31.0	96.8
多云 Cloudy	1 606	55	30.5	96.6
阴天 Overcast	1 215	41	30.8	96.6

航系统的实时性要求。

3 讨论

本研究在提升小波的基础上,提出了一种结合预检验和后处理校正的改进 RANSAC 导航路径识别方法,有效解决了不同天气和稻茬噪音环境下油菜精量联合直播机的视觉导航路径识别,路径检测正确率达 96.7%,算法检测时间在 31 ms 以内,能为油菜精量联合直播机的视觉导航提供技术支撑。相比于霍夫变换拟合路径直线^[11-13],本研究运用改进 RANSAC 进行路径拟合具有更好的实时性,而相比于原始改进 RANSAC 进行直线路径拟合,改进 RANSAC 经过预检验和后处理校正后,路径拟合的精准性得到了明显提高。但同时在试验中发现本研究所使用的方法,在接近田头阶段,导航路径大面积

缺失,检测的特征点外点比例超过 50% 时,改进 RANSAC 不能得到准确结果;在某些极端情况下(如田间秸秆经过焚烧导致播种作业分界线模糊,光照太过强烈或者暗淡超出相机曝光范围)油菜精量联合直播机的作业路径在图像中显示效果不佳,导致本研究的路径检测方法失效。因此,后续还需对算法的鲁棒性进行加强,如建立路径图像前后帧之间的联系,使得导航路径检测错误时仍能给出较为可信的导航路径参数。

参 考 文 献

[1] 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.
[2] 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):102-103.
- [3] 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(7):172-178.
- [4] 姜国权,柯杏,杜尚丰,等.基于机器视觉和随机方法的作物行提取算法[J].农业机械学报,2008,39(11):85-93.
- [5] 张勤,黄小刚,李彬.基于彩色模型和近邻法聚类的水田秧苗识别中心线检测方法[J].农业工程学报,2012,28(17):163-171.
- [6] 吴刚,谭彧,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.
- [7] 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.
- [8] 张方明.田间路径识别算法和基于立体视觉的车辆自动导航方法研究[D].杭州:浙江大学,2006.
- [9] 刘羽祚,夏俊芳.水田旋耕路径的识别方法[J].华中农业大学学报,2016,35(2):129-132.
- [10] 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].农业机械学报,2012,6(6):161-166.
- [11] 高国琴,李明.基于 K-means 算法的温室移动机器人导航路径识别[J].农业工程学报,2014,7(7):25-33.
- [12] 陈艳,张漫,马文强,等.基于 GPS 和机器视觉的组合导航定位方法[J].农业工程学报,2011,27(3):126-130.
- [13] 陈娇,姜国权,杜尚丰,等.基于垄线平行特征的视觉导航多垄线识别[J].农业工程学报,2010,25(12):107-113.
- [14] FISHER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [15] 林桂潮,邹湘军,罗陆锋,等.改进随机样本一致性算法的弯曲果园道路检测[J].农业工程学报,2015,31(4):168-174.
- [16] 彭红,肖进胜,沈三明,等.一种基于随机抽样一致性的车道线快速识别算法[J].上海交通大学学报,2014,48(12):1721-1726.
- [17] 高世伟,郭雷,杜亚琴,等.提升小波变换及其在图像处理中的应用[J].计算机工程与设计,2007,28(9):142-147.

A method of identifying the navigation path of rapeseed direct seeder

ZHOU Yawen DING Youchun YANG Junqiang ZHAN Peng ZHANG Wenyu

College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

Abstract In practical applications, the complexity of the farmland environment including weather and rice stubble noise has resulted in bad effect of vision navigation of rapeseed direct seeder. To solve this problem, a method of identifying the vision navigation of rapeseed direct seeder based on wavelet transform and improving random sample consensus (RANSAC) was proposed. The original image grayed was wavelet transformed to highlight the macro profile of the navigation path. The feature of work area and non-work area with high-contrast in the work images of rapeseed direct seeder was used to find the feature points of navigation path through ROI sliding windows. The improved RANSAC with correction of pre-test and post-process was used to distinguish inner points and outer points in the set of navigation path feature points, and the navigation path parameters was calculated by least squares in the set of inner points. Results of field experimental tests showed that the algorithm could detect stably and accurately the navigation path with the correct rate of 96.7%. The processing time for each frame was less than 31.0 ms. It will provide technical support for identifying the vision navigation of rapeseed direct seeder.

Keywords rapeseed direct seeder; vision navigation; wavelet transform; random sampling consistency; least squares

(责任编辑:陆文昌)