

农田作业视觉导航系统研究

陈兵旗

中国农业大学工学院, 北京 100083

摘要 主要介绍了水田插秧、水田管理、小麦播种和小麦管理的导航线检测算法,展示了耕作、玉米播种、棉花播种、小麦收割、玉米收获、棉花收获的导航线检测结果及地头的检测结果。对开发的样机在棉花喷药现场进行了性能测试,车速 4.7 km/h,苗列跟随误差 2 cm,没有压苗现象,验证了视觉导航的实用性。

关键词 农田作业;视觉导航;导航线图像检测;田埂检测;性能检测

农田作业机器人的自动导航,长期以来一直是国内外研究热点^[1-15]。目前主要有精密 GNSS(global navigation satellite system)(包括美国的 GPS、俄罗斯的 Glonass、欧洲的 Galileo 和中国的北斗卫星导航系统)导航、机器视觉导航及多传感器融合导航等方式。虽然农田视觉导航的研究始于 20 世纪 70 年代,但是直到 GPS 民用化之前,由于计算机、摄像机和图像采集卡等机器视觉硬件设备一直都很昂贵,再加上当时计算机针对农田复杂自然环境图像处理能力不足,农田视觉导航一直没有形成产品。20 世纪 90 年代中期,由于 GPS 系统的硬件成本低于机器视觉系统,而且对计算机处理能力要求不高,国际上农田导航研究均转向 GPS 导航系统。现在,经过 20 年左右的发展,精密 GNSS 农田导航产品已日趋成熟,但由于成本原因,一直不能大面积推广使用,中国仅在新疆和东北开始批量销售,在内地除了研究试验以外,还很少有市场销售。在中国之外,精密 GNSS 农田导航产品也由于成本原因遭遇推广瓶颈。

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。本文将介绍各种农田作业视觉导航线的图像检测算法。农田作业包括插秧、水田管理、耕作、播种、施肥、收割、田间管理等。

试验准备如下:对于算法开发用的静态图像,假设将相机置于导航目标线上方 1 m 处、向下倾斜 15°左右的位置,进行图像采集,采集的图像视野长度约 10 m。对于现场模拟用的动态视频图像,将摄像机安装在车辆前方,在操作人员驾驶作业同时,录制导航线视频图像,在实验室对这些视频图像进行动态检测。对于田间管理,分别在不同时期,采集研究用图像。

编程工具采用 Microsoft Visual C++,检测算法在北京现代富博科技有限公司的通用图像处理系统 ImageS-ys 平台上开发完成。

设想农田作业机器人的工作流程如下:刚下田时,沿着田埂自动行走作业;到田头后回转,沿已作业地与未作业地的分界线直线行走;反复作业多次,当另一侧田埂进入视野时,检测机器人到田埂的距离,判断本次作业后能否回转,如果不能回转,作业到田头后停止。

收稿日期:2018-01-03;修回日期:2018-03-23

基金项目:国家自然科学基金项目(31071329)

作者简介:陈兵旗,教授,研究方向为图像处理,电子信箱:fbcbq@163.com

引用格式:陈兵旗. 农田作业视觉导航系统研究[J]. 科技导报, 2018, 36(11): 66-81; doi: 10.3981/j.issn.1000-7857.2018.11.007

1 插秧环境导航线检测

1.1 目标苗列线检测

在检测目标苗列线之前,首先将苗从水田图像中提取出来,然后确定目标苗列,再对目标苗列线进行检测。

1.1.1 水田苗的提取

提取水田苗的方法包括亮度分割法^[16]、边缘检测(微分处理)法、线亮度解析法和线颜色解析法^[17]等。

1) 亮度分割法。该方法的基本思想是,在一定的亮度范围内(例如白天环境),图像上各个物体之间的亮度关系是一定的。由此,首先将图像的直方图计算出来,然后找出直方图的最大值和最小值,也就是图像上最亮的像素值和最暗的像素值,将直方图由暗到亮分为4等份。通过研究发现,苗的亮度处在从暗侧起的第2等份中,将该区域的像素提取出来,即可把苗从图像上提取出来。

2) 微分处理法。水田图像虽然在整体上亮度并不均匀,但是在局部,苗与背景的水面和泥块还是存在亮度差别。微分处理法就是基于目标像素与其周围像素的亮度关系的提取方法。由于在图像上苗列是垂直向上的,这里选用图1所示的Kirsch算子中检测左右边缘的M3和M7两个微分算子,对微分图像再用以直方图上位5%作为阈值的 p 参数法进行二值化处理。

M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8
5 5 5	-3 5 5	-3 -3 5	-3 -3 -3	-3 -3 -3	-3 -3 -3	5 -3 -3	5 5 -3
-3 0 -3	-3 0 5	-3 0 5	-3 0 5	-3 0 -3	5 0 -3	5 0 -3	5 0 -3
-3 -3 -3	-3 -3 -3	-3 -3 5	-3 5 5	5 5 5	5 5 -3	5 -3 -3	-3 -3 -3

图1 Kirsch算子

Fig. 1 Kirsch operators

3) 线亮度解析法。本方法是以各个扫描线为单位,分析扫描线上苗与环境的亮度关系,然后将苗的像素提取出来,属于目标像素与局部区域像素的比较。在镜头远方,苗的亮度小于环境的亮度;在镜头的正前方,苗的亮度大于环境的亮度。但是,无论那种情况,苗的亮度总是在线剖面平均亮度的偏差之外。因此,计算每条线剖面亮度的平均值和标准偏差,将偏差外的像素提取出来即可。

4) 线颜色解析法。本方法是以各个扫描线为单位,分析扫描线上苗与环境的红(R)、绿(G)、蓝(B)颜

色关系,然后将苗的像素提取出来,属于目标像素与局部区域像素的比较。在苗的位置, $G-B$ 较大,而且 $R+B$ 较小。因此,计算每条线剖面上 $G-B$ 及 $R+B$ 的平均值和标准偏差,将 $G-B$ 和 $R+B$ 分别在其偏差外的像素提取出来即可。

比较上述4种苗列检测方法,基于局部像素值差别的微分处理法、线亮度解析法和线颜色解析法比基于整体亮度差的亮度分割法效果好。其中,线颜色解析法的检测效果又好于微分处理法和线亮度解析法,但是线颜色解析法相当于同时处理了3个灰度图像,处理时间比其他2种方法长,因此在实时处理时微分处理法和线亮度解析法比较实用。本研究采用微分法检测苗列。

图2是对苗列的灰度原图像利用上述微分及二值化处理后的结果图像,可以看出苗和泥块被很好地检测出来,并且不受天气影响。

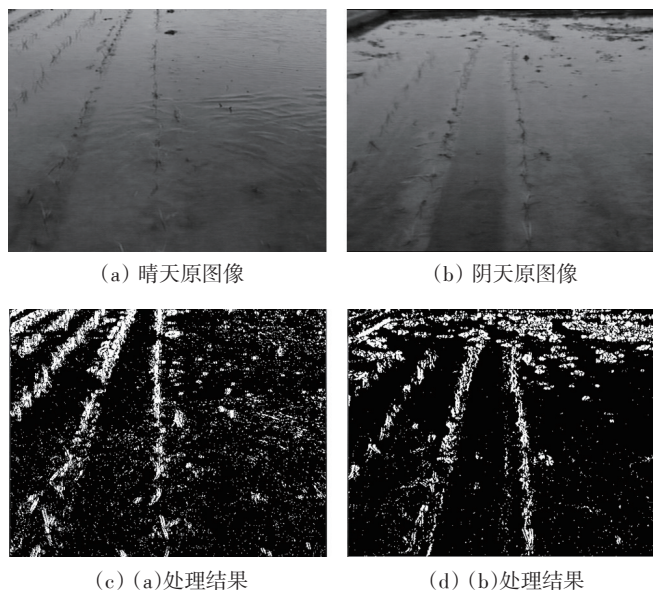


图2 原图像及微分二值图像

Fig. 2 Original image and differential binary image

1.1.2 目标苗列确定

在提取后的二值图像中,目标苗列是靠近图像中心的苗列,但并不是图像中最长的苗列。最长的苗列应该是倾斜的离开图像中心的第2列。哈夫变换(Hough transform)一般是检测处理区域中的最长线,为了利用哈夫变换检测目标苗列线,本研究设定图像中心1/3区域为处理窗口。设定处理区域以后,不仅保证了目标苗列在处理区域内属于最长线,而且可以大幅

度减少处理时间,提高处理效率。带来的问题是,在将来的实时处理过程中,需要保证处理窗口能够自动跟踪目标苗列。这个问题留待实时处理时再解决。

1.1.3 目标苗列线检测

本研究利用过已知点哈夫变换进行目标苗列线的检测^[18]。过已知点哈夫变换的核心问题是已知点的确定。如图3所示,本研究在处理窗口内设定一条基准线,然后检测基准线周围白色像素区域的中心。首先,以每个白色像素区域的中心分别为已知点,进行一次哈夫变换;然后,找到其中投票数最多的区域及其已知点;最后,再以该已知点和区域为对象进行反复投票,直到0.05的斜率精度为止。

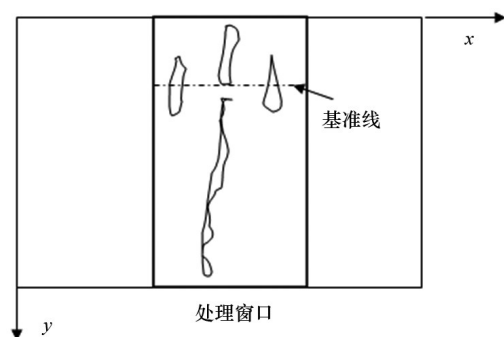
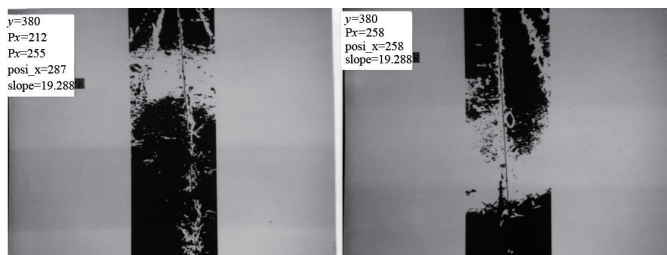


图3 已知点的确定

Fig. 3 Confirming know point

图4是对利用亮度分割法提出苗列图像的苗列线检测结果。在实际操作中,首先设基准线为 $y=40$,如果判断出区域太宽(例如大于处理窗口宽度的1/2),即代表基准线设置在反光区域,这时改设 $y=380$ 重新开始检测。可以看出,虽然图像上噪声很多,但是目标苗列线都被有效地检测出来了。对这么复杂的图像都能检测出目标苗列线,对如图2那样噪声不太多的图像,就会更容易检测出。



Px:初始已知点的x坐标;posi_x:确定的已知点x坐标;
slope:检测出的目标线斜率

图4 目标苗列线检测结果

Fig. 4 Detection results of the target rice line

1.2 目标田埂线检测

1.2.1 目标田埂的二值化处理

田埂与水面的分界线是导航的目标线,目标田埂线在图像上是垂直向上,因此选用Kirsch算子检测左右边缘的M3和M7进行微分运算,对微分图像再用直方图上位5%作为阈值的 p 参数法进行二值化处理。图5和图6分别是对土田埂^[19]和水泥田埂^[20]利用上述方法对中间1/3区域处理的二值化图像。可以看出,水泥田埂线处有长连接成分,而土田埂的田埂线处(水与田埂的分界线)没有长连接成分。根据这个特点,可以对两种情况分别研究田埂线处像素的提取方法。通过区域标记,测量二值图像上最大长度的目标,如果最大长度大于50像素,则认为该二值图像是水泥田埂,否则被看作土田埂。

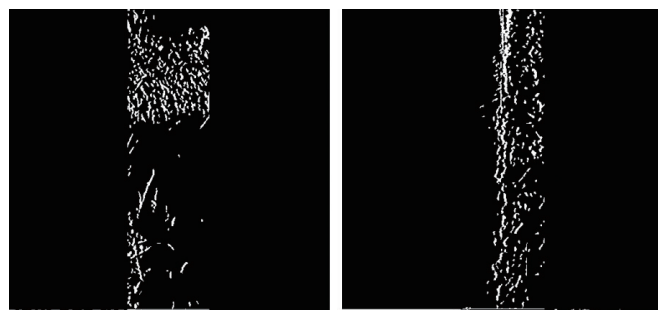


图5 土质目标田埂二值图像

Fig. 5 Binary image of soil field ridge

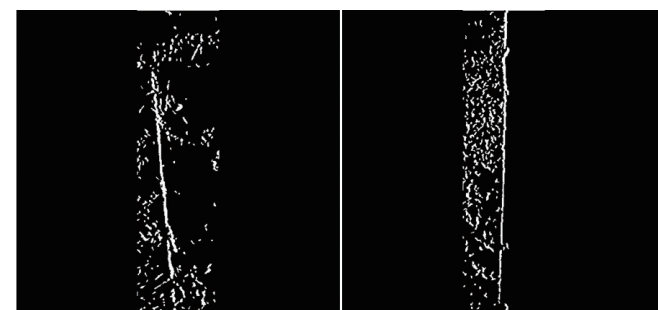


图6 水泥目标田埂二值图像

Fig. 6 Binary image of concrete field ridge

1.2.2 土质目标田埂线检测

判断是否为土质田埂(也就是没有长连接成分)时,利用下述方法提取田埂线处的像素。从上到下、从田埂到水面扫描图像,当遇到白像素时,以该像素为目标,在其前方设定 9×40 像素的区域(图7),搜查该区域内是否还有其他白像素。如果有,将目标像素变为黑像素;否则,保持目标像素不变。这样可以消除田埂上的白像素,只留下田埂线处的白像素。

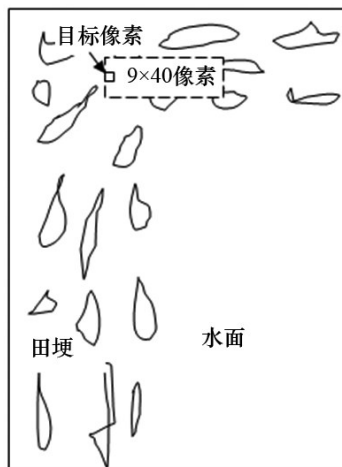


图7 土田埂目标像素提取

Fig. 7 Detection target pixels of soil ridge

图8为图5土田埂的二值图像经过上述处理后的结果。可以看出,田埂上的白像素被去除,只留下田埂线处的像素,而且田端上的白像素也都被去除了,由此可以判断出田端的位置。然后,利用过已知点哈夫变换即可检测出田埂线。已知点的设定方法同目标苗列线的检测。



图8 图5中土田埂目标像素的提取结果

Fig. 8 Detection results of target pixels in Fig. 5

图9为土质目标田埂线的最终检测结果,目标田埂线和田端田埂线均被很好地检测出来了。



(a) 晴天

(b) 阴天

图9 土质目标田埂线检测结果

Fig. 9 Detection result of soil field ridge line

1.2.3 水泥目标田埂线检测

1) 目标田埂线处像素的提取。判断是否为水泥田埂,可将最大连接成分的上下端分别向左、向右扩展5个像素范围,分别向上和向下进行区域合并处理。所谓区域合并处理,即将检测范围内其他不为0的像素值设定为最大连接成分的像素值。然后,将最大连接成分像素值的像素提取出来,即可将田埂线处的目标像素提取出来。图10是图6的二值图像,经过区域标记和区域合并,然后提取最大连接成分像素的结果,田埂线处的像素被很好地提取出来了。

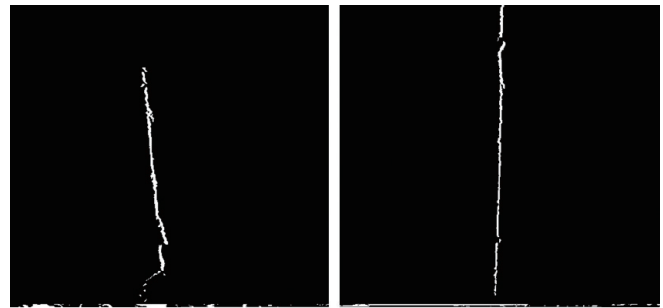


图10 图6田埂线处像素提取结果

Fig. 10 Detection results of target pixels in Fig. 6

2) 田端位置的判断。以二值图像为处理对象。如图11所示,在最大连接成分的上端,在水面一侧设定一个高和宽分别为9像素×水面一侧宽度的矩形区域,一个像素一个像素向上移动该区域,直到图像上端为止,同时累加各个区域中的目标(白色)像素数,获得处理区域的像素数分布图。由于水面的白色像素很少,而田端上白色像素很多,在田端与水面分界处一定有个像素数的突变位置,检测出该位置即为田端的位置。如果检测区域的像素数没有突变,表示图像上没有田端。

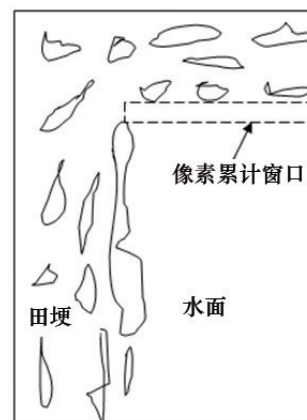


图11 田端检测

Fig. 11 Field end detection

3) 目标田埂线检测。检测出田端后, 对于提取出田埂线处像素的图像, 利用过已知点哈夫变换即可检测出田埂线, 已知点设在最大连接成分的中心点, 目标线的上端检测到田端田埂。图 12 是水泥田埂线的最终检测结果, 田端的横线是检测出的田端位置。可以看出, 田埂上检出的白色细线与实际田埂线非常吻合。

1.3 田端田埂线检测



(a) 晴天

(b) 阴天

图 12 水泥目标田埂线检测结果

Fig. 12 Detection result of concrete field ridge line

田端田埂线在图像上是水平的, 因此选用 Kirsch 算子检测水平边缘的 M1 和 M5 进行微分运算, 对微分图像再用直方图上位 5% 作为阈值的 p 参数法进行二值化处理。由于田埂处一般会有阴影, 阴影的位置会随着

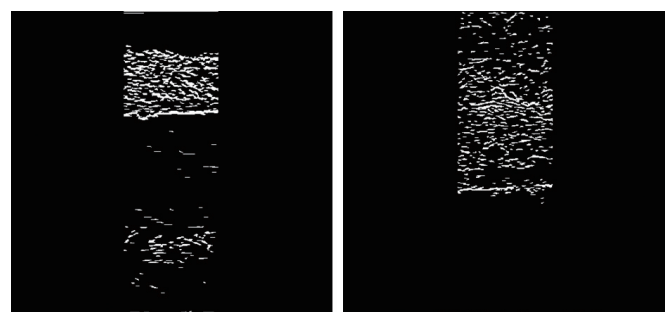
太阳的方位和田埂的高度而变化, 因此在检测田埂线之前需要首先检测出阴影的位置, 然后再在阴影位置以上检测田端田埂线。

1.3.1 阴影线检测

由于阴影的亮度比水面暗, 因此可以用检测下方亮、上方暗的 Kirsch 算子的 M5 检测阴影。图 13 分别是土质和水泥田端田埂利用上述方法对中间 1/3 区域处理的二值化图像。可以看出, 无论是土质还是水泥的田端田埂, 在阴影处的田埂线处都检测出了长连接成分。

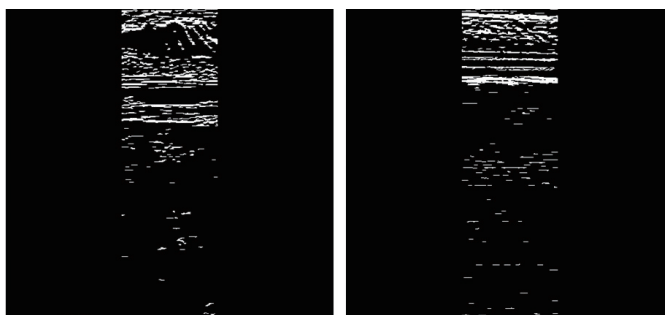
为了检测阴影位置, 本研究设定一个高度为 4 像素、宽度为处理区域的移动区域, 从图像的上端到下端, 移动处理区域, 同时计算移动区域中的白色像素数。然后, 分析移动区域中的像素分布情况, 阴影处在像素数分布的突变处。这样, 找到像素数分布图的突变处, 提取该突变处的像素即可。提取方法与水泥目标田埂线处像素的提取方法相似, 只是改提取垂直方向为水平方向。

图 14 是图 13 对应图像阴影处像素的提取结果, 可以看出, 阴影处的像素被完整地提取出来。对于该图像, 利用过已知点哈夫变换即可检测出阴影线, 已知点设置在最大连接成分的中心位置。



(a) 土质, 晴天

(b) 土质, 阴天

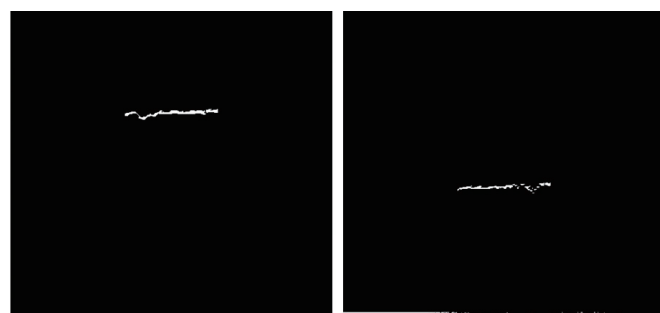


(c) 水泥, 晴天

(d) 水泥, 阴天

图 13 阴影检测 2 值图像

Fig. 13 Binary image of shadow



(a) 土质, 晴天

(b) 土质, 阴天



(c) 水泥, 晴天

(d) 水泥, 阴天

图 14 图 13 对应阴影处像素提取结果

Fig. 14 Detection results of shadow pixels in Fig. 13

1.3.2 田埂线检测

由于在田端田埂与水面的交界处存在有水阴湿的痕迹,田埂上干燥部位比阴湿部位亮度高,因此可以用检测下方暗、上方亮的Kirsch算子的M1来检测田端田埂。与检测阴影位置相同,设定一个高度为4像素、宽度为处理区域的移动区域,对上述二值图像,从上端到下端,移动处理区域,同时计算移动区域中的白色像素数。对于土质田端,分布的最大值位置不确定;对于水泥田端,最大值的位置在水和田端分界处或者上表面边缘处,最大值附近有像素数趋于零的区域。

利用像素数分布图,检测出田端田埂处的像素,然后利用过已知点哈夫变换即可检测出田端田埂线。对于土质田埂,已知点设置在白色像素的分布中心位置。对于检测出连接成分的水泥田埂,已知点设置在最大连接成分的中心位置。

图15是利用上述方法检测出的阴影线和田埂线,可以看出,检测结果与实际线的位置非常吻合。

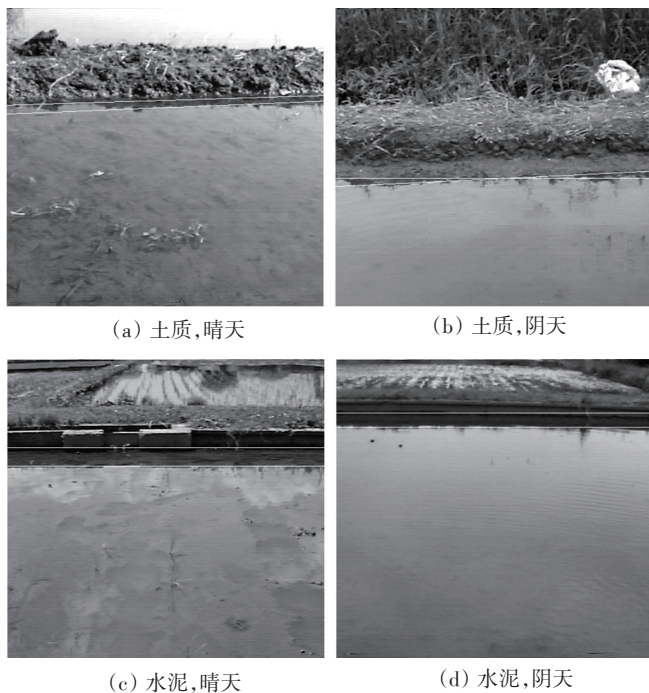


图15 土质/水泥田端田埂线及阴影线在不同天气的检测结果
Fig. 15 Detection results of target line on field end

1.4 侧面田埂线检测

侧面田埂线的检测,在二值处理时,利用检测左上角或者右上角的Kirsch算子中的M2和M8,其他步骤与目标田埂线的检测方法完全一样。图16是侧面田埂线的最终检测结果图像。

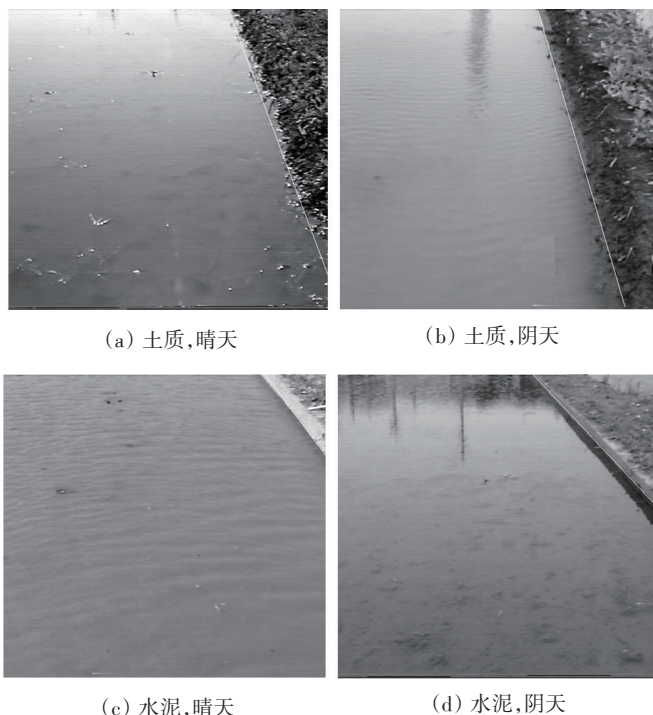


图16 土质/水泥侧面田埂线在不同天气的检测结果
Fig. 16 Detection results of field side lines

1.5 试验验证

将摄像机安装在插秧机的一侧,在水田里边插秧边录制水泥田埂、土质田埂和苗列的视频图像。然后,在实验室将模拟的视频图像转换为数字视频图像。利用转换的数值视频图像对上述检测算法进行了试验验证^[21]。对上述各种算法都进行了5000帧以上检测试验,正确率>98%,证明本研究算法的可行性。

2 水田管理机器人导航路线检测

水稻在插秧之后,从幼苗到成熟期间,需要使用水稻管理机器人进行施肥、喷药、除草和生长调查等水田管理工作,在工作过程中水田管理机器人需要沿苗列间行走(图17)。

随着水稻从幼苗到成熟,水田图像中的水面部分逐渐减少、秧苗部分逐渐增多,行走路线的图像检测算法,需要能够适应水田环境的这种变化。因此,相对于插秧环境而言,水田管理的图像检测环境更加复杂多变,其图像检测算法需要有新的思路。这里研究一种导航路线的检测算法^[22],可应用于作物从幼苗到成熟的整个生长时期,并研究一种稻田田端位置的检测方法。



图 17 水田管理机械作业场景

Fig. 17 Work scene of paddy field machine

2.1 目标苗列间定位

这里所提出的方法是基于目标空间的宽度大于其他空间(即没有水稻苗的空间)的假设。对于彩色稻田图像,采用图像的蓝色(B)分量累计分布判断目标空间的位置。将彩色图像中位于同一垂直线上的各个像素的B分量值相加即可得到图像的B分量分布图 $b(x)$,求其平均值 A 和标准差 D 。由 $b(x)$ 曲线与直线 $b=A, b=A+D/2$ 和 $b=A+D$ 的交点间的距离确定目标空间的位置,如图18所示。

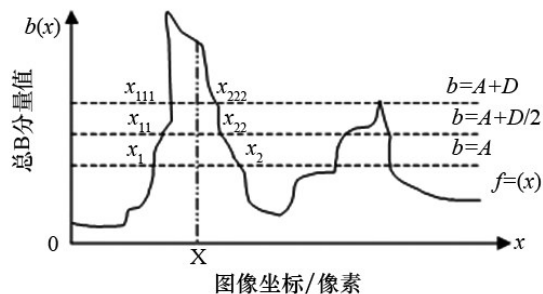


图 18 检测目标空间

Fig. 18 Detecting target space

2.2 水平扫描线上方向候补点检测

在彩色图像中,用扫描线颜色分析方法检测行驶方向的候补点。从顶部到底部逐行扫描图像,计算出每个像素的G-B值。如果一行中所有像素都满足 $G-B>0$,那么该行就被判定为大水稻苗行;否则,被判定为小水稻苗行或中水稻苗行。对于小水稻苗行或中等水稻苗行,首先计算出该行中B分量的平均值 A 和标准偏差 D 。建立一个参数 A_0 ,如果 $A-D>0$,那么令 $A_0=A-D$ 。

如果 $A-D<0$,那么令 $A_0=A+D$ 。随后在每条水平扫描线的B分量分布图上,在点 X (即目标空间的位置)的两边分别找到 $B=A_0$ 的点,将这两个点分别记为 x_1 和 x_2 ,则点 $X=(x_1+x_2)/2$ 即为小水稻苗行或中水稻苗行的方向候补点 p 的位置。

对于大水稻苗行,首先,确定B分量值为最大值 M_B 时的像素位置 X_{MB} 。然后,以点 X_{MB} 为中心,在宽度为170(即 $512/3$)个像素的区域内,在点 X_{MB} 的两侧,分别找到一个B分量值为 $M_B/2$ 的点 x_{11} 和 x_{22} ,那么点 $X_X=(x_{11}+x_{22})/2$ 即为大水稻苗行的方向候选点 p 的位置。

2.3 田端检测

利用穿过目标空间位置的垂直线(即直线 $x=X$)上的亮度变化判断稻田的末端。

2.3.1 计算亮度线剖面

设定一个50(宽度) $\times$ 5(高度)像素的掩模,用来建立亮度直方图。对G分量图像进行计算。掩模的平均亮度获得方法如下所述。亮度直方图通过式(1)和图19表示。

$$n=f(v) \quad (1)$$

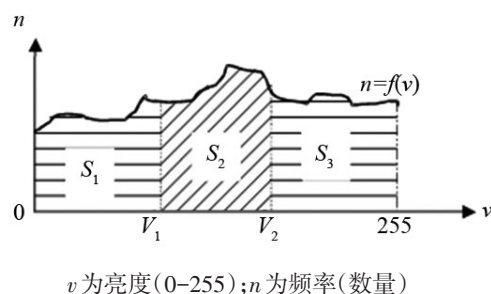


图 19 计算掩模的平均亮度

Fig. 19 Calculating the average brightness of mask

将亮度直方图分为面积相等的3个区域: S_1 、 S_2 和 S_3 (图20),计算出3个区域分界点 V_1 和 V_2 的位置,并计算出每个区域的平均亮度值。

随着掩模沿着直线 $x=X$ (固定为掩模的中垂线)逐像素地从图像的顶部至底部移动,计算出每个掩模的平均亮度,创建直线 $x=X$ 上的亮度线剖面 $F(y)$,如图20所示。

2.3.2 判断稻田末端

找到亮度线剖面上最大值的位置 (y_m) ,连接 $F(y_m)$ 和 $F(470)$ 两点,得到一条近似线 $F_1(y)$ 。计算出 $F_1(y)$ 与 $F(y)$ 的差值 $F_2(y)$,并找到从 y_m 到图像底端的最大差值 V_1 和从 y_m 到图像顶部的最大差值 v_2 ,如图20所示。

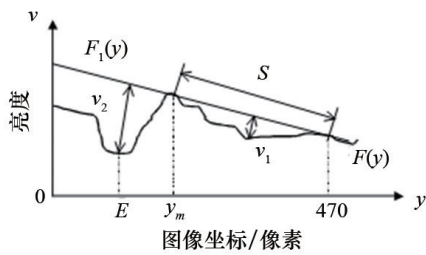


图20 检测稻田末端

Fig. 20 Detecting rice field end

如果 $v_1 > 50$, 则计算出 v_1 两侧交点间的距离 s 。如果 $v_1/s > 0.25$, 那么将 v_1 作为稻田末端点 E 。否则, 如果 $v_2 > 50$ 并且 $v_2 > v_1$, 那么将 v_2 作为稻田末端点 E 。对于其他所有情况, 如果图像中不存在稻田末端点, 则将 E 设置为 0。

2.4 已知点的确定及方向线检测

在使用过已知点哈夫变换方法确定行驶方向时, 首先须确定一个已知点 N 。为了确定这个已知点 N , 用式(2)与式(3)计算出从稻田末端点 E 到 $E+49$ 区域候选点的离散度 σ^2 :

$$\bar{x} = \frac{1}{50} \sum_{y=E}^{E+49} x(y) \quad (2)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{50} \sum_{y=E}^{E+49} (\bar{x} - x(y))^2 \quad (3)$$

式中, $x(y)$ 为候选点横坐标, $\bar{x}$ 为其平均值。

如果 $\sigma^2 < 100$, 那么将点 $(\bar{x}, E+25)$ 作为已知点; 否则, 将点 $(X, E+25)$ 作为已知点。

对上述从稻田末端 E (靠近图像顶部) 至图像底端的方向候选点群和已知点, 执行过已知点哈夫变换, 即可计算出方向线。

2.5 目标线检测

以上检测算法对 94 个稻田样本图像进行了测试, 其中包括 32 个带有稻田末端的样本。这些图像从插秧后的第 2 天起每周都进行图像采集, 共包括第 0~9 周共 10 组样本。方向线在每个样本中都能够被正确地检测出来。稻田末端在第 0~5 周样本中能够被正确地检测出来, 但在第 6~9 周 (稻田末端明显地被水稻覆盖) 样本中检测失败。

部分稻田样本图像和检测结果如图 21 所示, 从插秧后的第 2 天 (第 0 周) 到第 9 周, 给出了 4 个检测实例。在这些图像中, 分散的点代表方向候补; 实线表示检测出的方向线, 从图像底端延伸到检测出来的稻田

末端; “+” 表示已知点。

过已知点哈夫变换, 首先需要确定方向线上的一个已知点, 本研究中将目标空间线的顶点作为已知点是普遍适用的。但是, 当存在田端时, 该确定已知点的处理方法可以增强方向线的检测精度, 特别是对处于生长中期的水稻田。因为处理的对象最多包括 480 个像素点, 所以过已知点哈夫变换的速度很快, 读入彩色图像之后, 检测并绘制出方向线的时间仅为 0.1 s 左右。

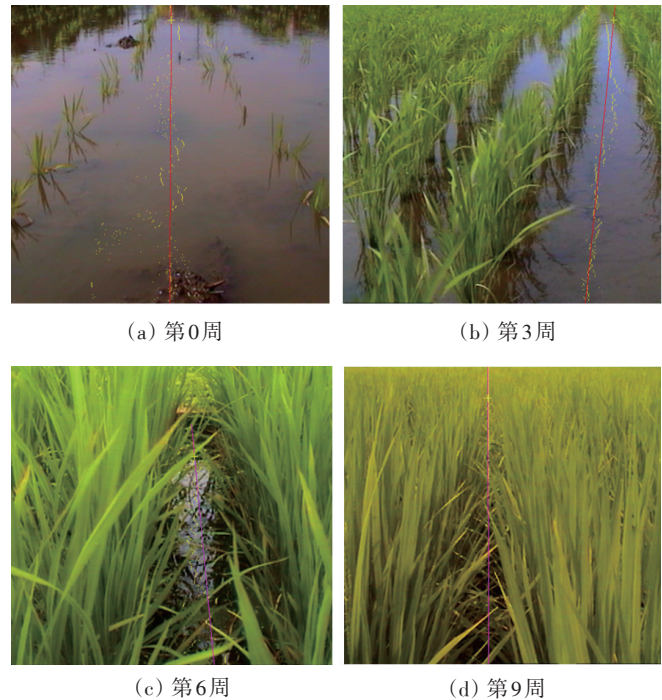


图21 稻田导航直线检测实例

Fig. 21 Detection examples of rice field target line

3 旱田作业机器人导航路线检测

针对不同的旱田农田作业环境, 探讨其导航路线的图像检测算法。在插秧机器人视觉系统研究中, 开发出了过已知点哈夫变换的算法, 这使得其他作业机器人导航路线图像检测的重点转移到了已作业地与未作业地分界处像素的检测, 这也是本研究技术要点。由于不同作业环境的图像特征不同, 特别是像小麦播种导航线信号微弱的环境, 为分界线处像素的提取带来较大困难。

3.1 小麦播种行走路线检测

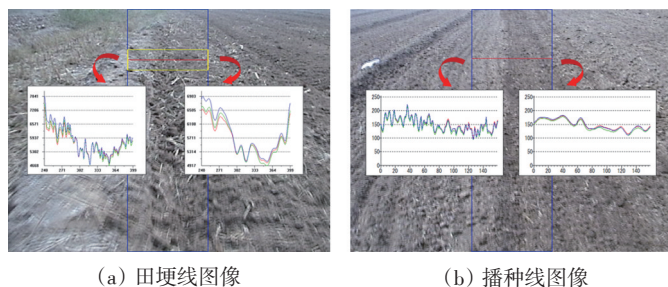
由于小麦播种的已作业地与未作业地分界线的信号比较弱, 所以首先以小麦播种环境为对象, 开发目标导航线的图像检测算法^[23]。

3.1.1 目标直线检测

1) 第1帧田埂图像的检测。对于摄像机采集到的彩色田埂视频的第1帧图像,首先在图像中心确定处理窗口,获得主颜色发生变化的位置。之后,找出图像中的最大颜色分量并对该分量图像进行小波平滑处理。最后,针对平滑后的分量图像,从主颜色发生变化的位置开始,至下而上逐行分析线形特征,寻找候补点,完成导航直线的检测。

2) 非第1帧田埂图像的检测。从第2帧图像开始,以后各帧图像均和其前一帧进行关联,利用上一帧的候补点群分段进行哈夫变换,根据哈夫变换获得的直线重新确定各行的处理区域并进行小波平滑处理。其中,进行小波平滑的图像仍为第1帧确定的 x 分量(R、G、B中最大分量)图像。之后,在平滑后的图像行内分析线形特征,寻找当前帧的候补点群,完成导航直线的检测。

3) 检测结果分析。图22为从视频中截取的不同作业环境下的第1帧图像。田埂线与播种线大致位于图像中心处。可以看出,田埂与田间、已播种地与未播种地的区分均很小,图像中包含有的导航信息十分微弱。此外,从数据波形图可以看出,经小波处理后高频噪声被去除,数据得到了很好的平滑。



每个图像上的左右波形图,分别为指示扫描线的线剖面图原数据和小波平滑数据

图22 线剖面数据及小波平滑效果

Fig. 22 Smooth result by wavelet translate

图23为图22的处理窗口区域在垂直方向上的累计直方图的小波平滑数据。从图23(a)中可以看出,处理窗口内图像的主颜色为蓝色,其发生变化的位置在295处,即 $x_c=295$;在图23(b)中,其波谷位置即为 $x_c=310$ 。通过与图22中原图像进行比较发现,位置 x_c 大致对应图像底端田埂与田间、已播种地与未播种地的分界位置。

当获得 x_c 后,便开始在第1帧内寻找候补点群及导航直线。图24所示为图22的检测结果,其中蓝色点表示候补点群,黄色十字表示进行哈夫变换所用的已知

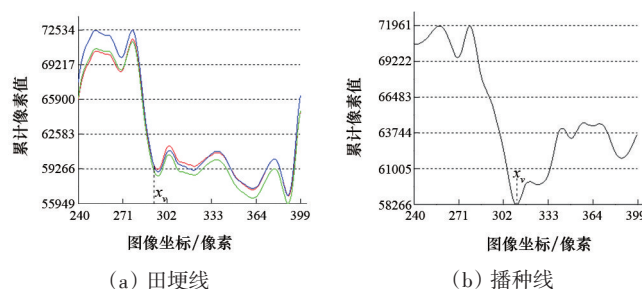
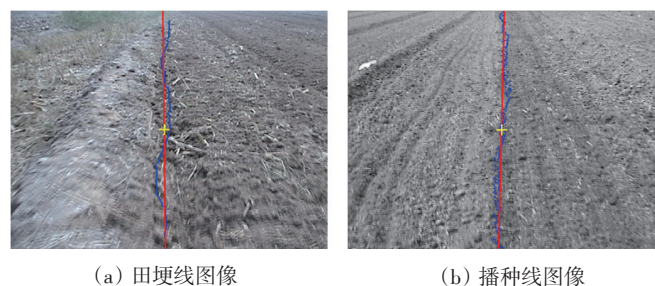


图23 图22处理窗口在垂直方向上的累计直方

Fig. 23 Add up histogram of rectangular region in Fig. 22

点,红色直线表示经哈夫变换后获得的导航直线。从图24中可以看出,经小波平滑、前 p 行数据相关联及波形分析等操作后获得的各行候补点基本分布在区域分界线处。之后利用过已知点哈夫变换,去除了个别错误点的影响,获得了第1帧图像的导航直线。此外,在进行田埂线候补点群检测过程中,由于需要计算每行上下各 p 行范围内的累计直方图,故在图像上、下端各 p 行范围内没有寻找候补点。



(a) 田埂线图像 (b) 播种线图像

图24 图22的候补点群及导航直线的检测结果

Fig. 24 Detection results of points and target line of Fig. 22

3.1.2 田端检测

从第2帧图像开始,需要考虑播种机是否到达田端。由于田端有一段没有播种区域,检测不到导航目标线,可以利用该特征完成田端检测,具体方法如下。

如图25所示,设图像高度为 y_{size} ,完成导航目标线检测处理后,查看当前帧 y 方向上 $y_{size}/4$ 处上下各 p 行的候补点群数据。计算其 x 坐标的平均值,并分别记为 x_i 及 x_d 。若 $|x_i - x_d| > 2m$ 个像素(m 为候补点分布宽度的一半),则认为达到了田端,停止检测。否则继续执行相应导航直线的检测。

图26为田端检测的结果。图中粉色水平直线表示检测出的田端位置,即满足停止条件时的位置。可以看出,当田端区域进入图像后,图像上方将出现区域分界线的末端,本研究的检测方法判断出了此末端的位置。

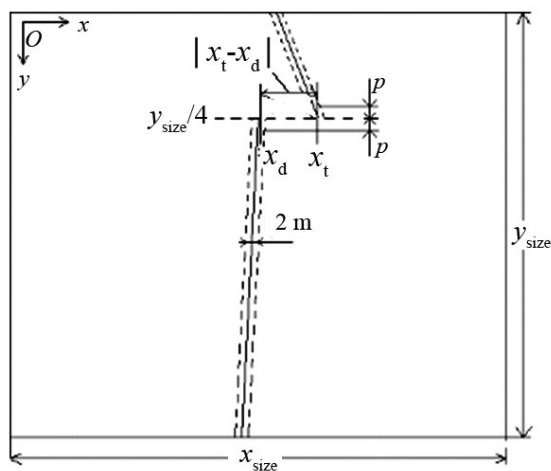


图25 田端检测示意

Fig. 25 Detecting field end

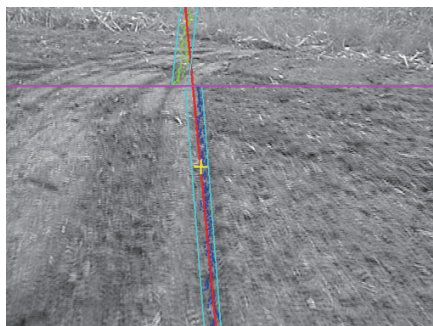


图26 田端检测结果

Fig. 26 Detection result of field end

3.1.3 试验验证

为了验证检测方法的准确性及稳定性,利用在不同环境下、不同田地中采集到的田埂线视频、播种线视频各10段(约4万帧图像)进行了测试。在田埂线检测实验中,其中2段视频检测失败,其余8段均正确完成检测。在播种线检测过程中由于没有杂草的干扰,10段视频均正确检测。此外,对于导航线检测正确的视频,其田端的检测也均正确。最后,通过统计正确检测视频的帧数及检测时间,计算得出田埂检测的速度为45.7 ms/帧,播种线检测的速度为40.1 ms/帧。

3.2 麦田多列目标线图像检测

小麦从出苗到灌浆,需要进行许多田间管理作业,其中包括松土、施肥、除草、喷药、灌溉、生长检测等。不同的管理作业又具有不同的作业对象。例如,在喷药、喷灌、生长检测等作业中,作业对象为小麦列(以后简称“苗列”);在松土、除草等作业中,作业对象为小麦列之间的区域(以后简称“列间”)。无论何种作业,机

器人的导航线都应该是列间。而且,由于小麦的密度大、列间小,为了提高作业效率,田间管理时需要同时进行多列作业。可见小麦的田间管理不仅工作量大、延续时间长,而且情况复杂,因此有必要进行机器人化作业的研究。研究目标如下^[24]。

1) 开发一种能够普遍适应不同生长阶段、不同天气状况的苗列或者列间的提取算法。

2) 开发一种能够同时检测视野中所有目标对象直线的检测算法,目标对象可以是苗列也可以是列间。

3) 实验验证上述算法的有效性。

3.2.1 实验用图像

采集到的部分麦田原图像如图27所示。图27(a)为11月(秋季)小麦生长初期阴天的图像,土壤比较湿润;图27(b)为2月(冬季)晴天的图像,土壤干旱,发生干裂;图27(c)为3月(春季)小麦返青时节阴天的图像,土壤比较松软;图27(d)、(e)、(f)分别为以后不同生长阶段不同天气状况的图像。在图27(f)中,麦苗顶部已经开始交叉重叠。这6幅图分别代表了小麦的不同生长阶段和不同的天气状况。

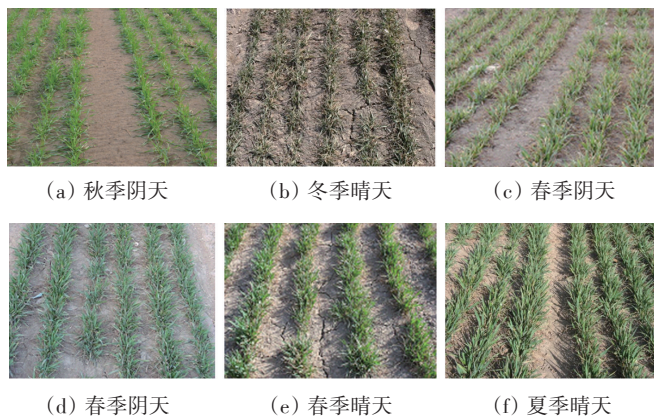


图27 不同生长期麦田原图像示例

Fig. 27 Original images of cornfield

3.2.2 麦苗的强调和提取

由于麦苗的绿色成分大于其他2个颜色成分,为了提取绿色的麦苗,采用2G-R-B把农田彩色图像变化为灰度图像。灰度化结果如图28所示,在苗列被强调的同时列间几乎变成了纯黑色,对不同生长阶段和不同天气状况的麦田图像都能获得良好的处理效果。

对图28的灰度图像,计算其灰度平均值,作为初始阈值,利用改进的大津法,进行二值化处理,获得了很好的分割效果(图29)。

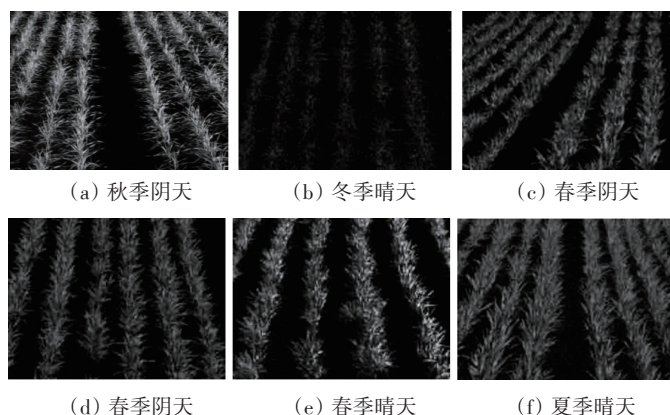


图28 图27的麦苗强调结果

Fig. 28 Results of emphasizing wheat seedlings in Fig. 27

3.2.3 目标线检测

利用过已知点哈夫变换(PKPHT)检测导航信息。为了进一步减少PKPHT的数据处理量,本研究首先提取每个目标列上的目标点群,分别对每个目标列的目标点群进行PKPHT处理,最终获得各个目标列的直线。在二值化处理以后的阶段,如果设定处理对象为白像素,即可检测出苗列线(图29);如果设定处理对象为黑像素,即可检测出列间线。

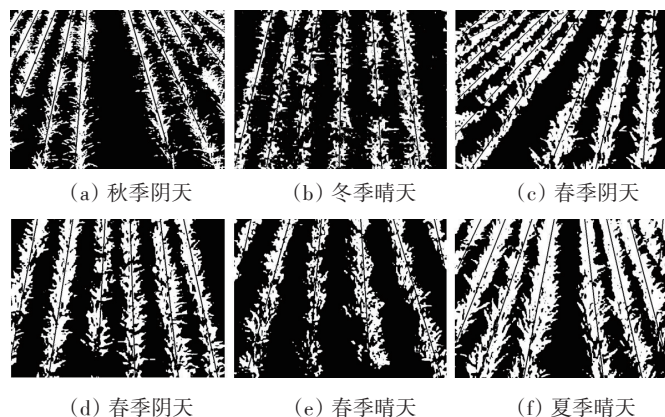


图29 不同生长期苗列线的检测结果

Fig. 29 Target line detection results of wheat seedlings

3.3 其他农田作业的导航线及田端检测

利用小麦播种的导航线检测方法,分别对耕作、玉米播种、棉花播种、小麦收获、玉米收获和棉花采摘的环境进行了行导航线检测试验。试验表明,上述环境一般都可以检测,只是小麦收获环境和棉花采摘环境有些特殊。对于小麦收获环境,田埂线和周围相比发亮、收获线发暗;在河南等地区,麦田都有用于灌溉的垄格(相当于田埂线),即在收获过程中田埂线和收获

线会频繁交替,需要考虑自动适应的问题。另外,在收获小麦时,有时会出现很大的灰尘,这些都会影响检测效果。对于棉花采摘,导航线发白(白色棉花的边缘),而不是发黑,需要进行特殊处理。以下分别给出导航线检测结果,不再详细论述。图30~图36分别是深耕^[25]、玉米免耕播种^[26]、棉花播种^[27]、小麦收获、玉米收获^[28]、棉花采摘^[29-30]的导航线和田端线^[31]的图像检测结果。



图30 深耕环境的导航线检测结果

Fig. 30 Target line detection result of deep ploughing field



图31 玉米免耕播种环境的导航线检测结果

Fig. 31 Target line detection result of seeding corn field

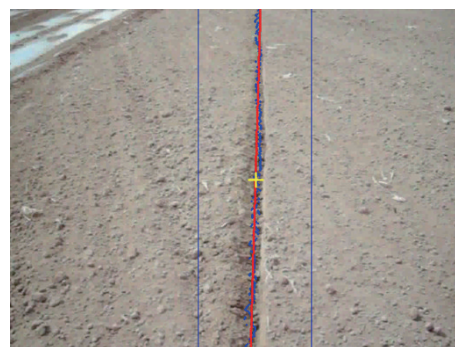


图32 棉花播种环境的导航线检测结果

Fig. 32 Target line detection result of seeding cotton field



图 33 小麦收获环境的导航线检测结果

Fig. 33 Target line detection result of wheat harvest field



图 34 玉米收获环境的导航线检测结果

Fig. 34 Target line detection result of corn harvest field



图 35 棉花采摘环境的导航线检测结果

Fig. 35 Target line detection result of cotton harvest field



图 36 田端检测

Fig. 36 Detection result of field end

4 农田作业视觉导航系统

4.1 视觉导航系统的硬件

如图 37 所示,本研究视觉导航系统的硬件包括车载工控机、触摸屏、角度传感器、信号采集卡、摄像头、电机驱动器、电机和方向盘旋转机构。图 38 是方向盘旋转机构 3D 图和安装在拖拉机上的实物图。

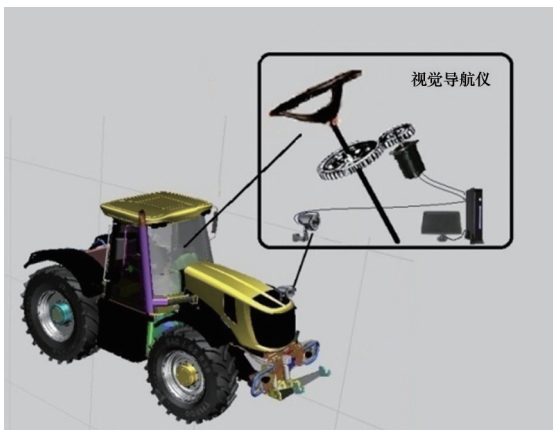
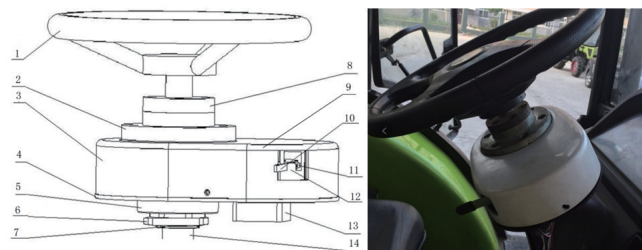


图 37 视觉导航系统示意

Fig. 37 Sketch map of visual navigation system



1—方向盘;2—下法兰;3—上壳体;4—下壳体;5—开口套筒;6—心轴锁紧螺母;7—开口螺纹套筒;8—上法兰;9—壳体;10—拨杆;11—螺栓杆;12—小龙门;13—步进电机;14—方向盘转向柱管

图 38 方向盘旋转机构 3D 图及实物图

Fig. 38 3D image and real picture of steering wheel structure

4.2 视觉导航系统的软件

视觉导航系统需要图像信号采集与处理及方向盘旋转控制软件。图像采集与处理主要以农田作业导航目标线的检测为对象,在前面章节中分别介绍了各种农田作业环境的导航目标线检测方法。除了导航目标线检测之外,本系统还通过角度传感器采集导向轮的旋转角度,通过组合导航目标直线的方向角、中心偏移

量和前轮旋转角度,决策出控制电机转动方向和旋转量,然后通过电机控制方向盘的转向和转角。

4.3 导航试验及性能测试比较

图 39 是不同环境的导航试验图,其硬件设备完全

相同,只是不同的导航环境选用了不同的导航线检测软件。导航试验视频可以查看网站 www.fubo-tech.com。



图 39 不同环境的视觉导航试验

Fig. 39 Visual navigation test for different applications

2015年7月,本视觉导航设备在新疆石河子市做棉花地喷药导航试验,经新疆建设兵团农业机械检测测试中心检测,车速4.7 km/h,路径跟踪误差20 mm。表1为本视觉导航与目前使用的精密GPS农田导航装置的性能比较。

5 结论

研究了各种农田作业环境导航线的图像检测算法,开发了视觉导航装置,并进行了试验验证和性能检测。主要研究了水田插秧、水田管理、小麦播种和小麦管理的导航线检测算法,展示了耕作、玉米播种、棉花播种、小麦收割、玉米收获、棉花收获的导航线检测结

表1 本视觉导航与精密GPS导航比较

Table 1 Comparing the Visual navigation and DGPS

对比性能	本视觉导航	精密GPS
导航特点	仿生驾驶员,可以走弯道,可以用于室内	室外按规划路径直线行走
适应范围	所有农田作业及公路	不适应苗田管理和公路
导航误差	2 cm(实测精度)	5 cm(理论定位精度)
辅助设施	没有	需要建基站
天气影响	无	有时信号不好
地理信息	不需要	需要获取和导入

果及地头的检测结果。对开发的样机进行了性能检测,结果是在车速 4.7 km/h 的条件下,苗列跟随误差为 2 cm,没有压苗现象,验证了本研究成果的实用性。

精密 GNSS 农田导航系统由于怕压苗,目前主要用于耕作、播种等没有农作物的农田作业,而且由于其价格较高不能大面积推广使用,而价格便宜、定位精度约 10 m 的一般 GNSS 不能单独用于农田作业导航。视觉导航的导航精度远高于精密 GNSS 的定位精度,而且仿形导航目标线行走,可以用于包括植保喷药在内的所有农田作业。可以看出,农田作业无人驾驶的发展方向应该是,采用一般 GNSS 定位系统和机器视觉技术,融合 GNSS 定位远距离预测和视觉近距离精密检测的各自优势,仿生驾驶员,实现农田作业的机器人化。

参考文献 (References)

- [1] Jahns G. Possibilities for producing course signals for the automatic steering of Farm Vehicles[M]//Rouse R D. Automatic Guidance of Farm Vehicles. Auburn: Alabama Agricultural Experiment Station, Auburn University, 1976: 3-8.
- [2] Olsen H J. Determination of row position in small-grain crops by analysis of video images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 1995, 12: 147-162.
- [3] 石井一畅, 寺尾日出男, 野口伸. 具有学习功能的自律行走车辆的研究(第 3 报)[J]. 日本农业机械学会杂志, 1998, 60(1): 51-58.
Ishii K, Terao H, Noguchi N. Studies on self-learning autonomous vehicles (Part 3)[J]. Journal of the Japanese Society of Agricultural Machinery, 1998, 60(1): 51-58.
- [4] El-Faki M S, Zhang N, Peterson D E. Factors affecting color-based weed detection[J]. Transactions of the ASAE, 2000, 43(4): 1001-1009.
- [5] Torii T, Takamizawa A, Teshima T, et al. Crop row tracking by an autonomous vehicle using machine vision (Part 2)[J]. Journal of the Japanese Society of Agricultural Machinery, 2000, 62(5): 37-42.
- [6] 沈明霞, 姬长英, 张瑞合. 基于农田景物边缘的农业机器人自定位方法[J]. 农业机械学报, 2001, 32(6): 49-51.
Shen Mingxia, Ji Changying, Zhang Ruihe. Self-location of an Agricultural Robot Based on Cropland Edges[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2001, 32(6): 49-51.
- [7] 沈明霞, 李秀智, 姬长英. 基于形态学的农田景物区域检测技术[J]. 农业机械学报, 2003, 34(1): 92-94.
Shen Mingxia, Li Xiuzhi, Ji Changying. Detection of areas of cropland scenery using morphology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2003, 34(1): 92-94.
- [8] 周俊, 姬长英. 基于知识的视觉导航农业机器人行走路径识别[J]. 农业工程学报, 2003, 19(6): 101-105.
Zhou Jun, Ji Changying. Road recognition for agricultural robot guided by machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2003, 19(6): 101-105.
- [9] 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): 120-124.
Zhou Jun, Ji Changying. Multi-resolution road recognition for vision navigation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2003, 34(6): 120-124.
- [10] 周俊, 刘成良, 姬长英. 农业机器人视觉导航的预测跟踪控制方法研究[J]. 农业工程学报, 2004, 20(6): 106-110.
Zhou Jun, Liu Chengliang, Ji Changying. Predictive tracking and control method for vision-guided navigation of agricultural robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2004, 20(6): 106-110.
- [11] 周俊, 陈钦, 梁泉. 基于强化学习的农业移动机器人视觉导航[J]. 农业机械学报, 2014, 45(2): 53-58.
Zhou Jun, Chen Qin, Liang Quan. Vision navigation of agricultural mobile robot based on reinforcement learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(2): 53-58.
- [12] Mao W H, Wang Y M, Zhang X C, et al. Machine vision system used for real-time detection inter-row weed[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2003, 19(5): 114-117.
- [13] 王荣本, 纪寿文, 初秀民, 等. 基于机器视觉的玉米施肥智能机器系统设计概述[J]. 农业工程学报, 2001, 17(2): 151-153.
Wang Rongben, Ji Shouwen, Chu Xiumin, et al. General design for corn fertilizing intelligent machine vehicle system based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2001, 17(2): 151-153.
- [14] 王荣本, 纪寿文, 初秀民, 等. 基于视觉的智能车辆自主导航最优控制器设计[J]. 汽车工程, 2001, 23(2): 97-100.
Wang Rongben, Ji Shouwen, Chu Xiumin, et al. Vision-based optimal controller design for autonomous navigation of intelligent vehicles[J]. Automobile Engineering, 2001, 23(2): 97-100.
- [15] 杨为民, 李天石, 贾鸿社. 农业机械机器视觉导航研究[J]. 农业工程学报, 2004, 20(1): 160-165.
Yang Weimin, Li Tianshi, Jia Hongshe. Simulation and experiment of machine vision guidance of agriculture vehicles[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2004, 20(1): 160-165.
- [16] 渡边兼五, 陈兵旗, 东城清秀, 等. 插秧机器人的视觉研究

- (第1报)——用图像处理检出目标苗[J]. 日本农业机械学会杂志, 1997, 59(2): 49-55.
- Watanabe Kengo, Chen Bingqi, Tojo Seishu, et al. Studies on the computer-eye of transplant robot (Part 1): Detection of concrete ridge of rice field[J]. Journal of the Japanese Society of Agricultural Machinery, 1997, 59(2): 49-55.
- [17] 陈兵旗, 东城清秀, 渡边兼五, 等. 水田中移植水稻苗的检出——不受反射光影响的图像处理法[J]. 日本农业机械学会杂志, 1999, 61(5): 57-63.
- Chen Bingqi, Tojo Seishu, Watanabe Kengo, et al. Detection of rice seedlings in the image of paddy field: Image processing method executing the effect of light reflection[J]. Journal of Japanese Agricultural Machinery, 1999, 61(5): 57-63.
- [18] 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 变换检出目标苗列的中心线[J]. 日本农业机械学会杂志, 1997, 59(3): 23-28.
- Chen Bingqi, Tojo Seishu, Watanabe Kengo, et al. Studies on the computer-eye of transplant robot (Part 2): detection of rice plants line using hough transformation[J]. Journal of Japanese Agricultural Machinery, 1997, 59(3): 23-28.
- [19] 陈兵旗, 东城清秀, 渡边兼五, 等. 插秧机器人的视觉研究(第3报)——土田埂的检出[J]. 日本农业机械学会杂志, 1998, 60(5): 63-74.
- Chen Bingqi, Tojo Seishu, Watanabe Kengo, et al. Studies on the computer-eye of transplant robot (Part 3): Detection of Soil Ridge of Rice Field[J]. Journal of Japanese Agricultural Machinery, 1998, 60(5): 63-74.
- [20] 陈兵旗, 东城清秀, 渡边兼五, 等. 插秧机器人的视觉研究(第4报)——水泥田埂的检出[J]. 日本农业机械学会杂志, 1999, 61(3): 57-64.
- Chen Bingqi, Tojo Seishu, Watanabe Kengo, et al. Studies on the computer-eye of transplant robot (Part 4): Detection of concrete ridge of rice field[J]. Journal of Japanese Agricultural Machinery, 1999, 61(3): 57-64.
- [21] Chen B Q, Tojo S, Watanabe K. Machine vision based algorithmic guiding system for automatic rice transplanters[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2003, 19(1): 91-97.
- [22] Chen B Q, Tojo S, Watanabe K. Detection algorithm for traveling route in paddy field for automated managing machines[J]. Transaction of the ASABE, 2002, 45(1): 239-246.
- [23] Liu Y, Chen B Q. Detection for weak navigation line for wheat planter based on machine vision[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 246/247: 235-240.
- [24] Zhang H, Chen B Q, Zhang L. Detection algorithm for crop multi-centerlines based on machine vision[J]. Transaction of the ASABE, 2008, 51(3): 1089-1097.
- [25] 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. 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.
- [26] 赵颖: 农业行走机器人视觉导航技术的研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2006.
- Zhao Ying. Research on visual navigation technology of agricultural walking robots[D]. Beijing: China Agricultural University, 2006.
- [27] 李景彬, 陈兵旗, 刘阳. 棉花铺膜播种机导航路线图像检测方法研究[J]. 农业机械学报, 2014, 45(1): 40-45.
- Li Jingbin, Chen Bingqi, Liu Yang. Image detection method of navigation route of cotton plastic film mulch planter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(1): 40-45.
- [28] 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.
- Liangxi Huizi, 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, 2016, 32(22): 43-49.
- [29] 李景彬, 陈兵旗, 刘阳. 采棉机视觉导航路线的图像检测方法研究[J]. 农业工程学报, 2013, 29(11): 11-19.
- Li Jingbin, Chen Bingqi, Liu Yang. Detection for navigation route for cotton harvester based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(11): 11-19.
- [30] Li J B, Chen B Q, Liu Y, et al. Study on image detection method of navigation route for cotton harvester[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 246/247: 219-224.
- [31] Zhang L, Wang S M, Chen B Q, et al. Crop-edge detection based on machine vision[J]. New Zealand Journal of Agricultural Research, 2007, 50(5): 1367-1374.

Study on vision navigation for field work

CHEN Bingqi

College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

Abstract The paper introduces a number of navigation line image detection methods, including rice transplanting, paddy field manage, sowing wheat and wheat field managing. And it exhibites various navigation line detection results including farming, seeding corn, sowing cotton, wheat harvest, corn harvest and cotton harvesting. A developed prototype machine is also reported on its test in the cotton spraying field. The test result shows that at a speed of 4.7 km / h, the following error of cotton seedling column is 2cm, which proves the vision navigation is practical.

Keywords field work; visual navigation; image detection of navigation line; field-edge detection; performance detection ●



(责任编辑 王志敏)