doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.005

苗期玉米冠层识别与质心定位方法研究

宗　泽[1,2]　赵　硕[1,2]　刘　刚[1,2]

(1. 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;
2. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 为了快速定位玉米植株位置,以苗期 4 ~ 6 叶玉米为研究对象,提出了一种苗期玉米冠层识别与质心定位方法。首先,在大田环境下获取农田作物视频数据,基于 Faster R - CNN 对玉米冠层进行识别;其次,用差分内积线性特性改进质心检测算法,对玉米冠层和杂草进行分割,并对玉米冠层识别区域进行质心定位计算,得到玉米苗质心的像素坐标;最后,通过农田实验对本文冠层识别与质心定位方法进行验证。结果表明,苗期玉米冠层识别方法的平均识别率达 92.9%,检测一帧图像的平均时间为 0.17 s,玉米冠层质心定位误差不超过 1 像素。

关键词: 玉米冠层; 苗期; 识别; 质心定位

中图分类号: TP391.4　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2019)S0-0027-07

Coronal Identification and Centroid Location of Maize Seedling Stage

ZONG Ze[1,2]　ZHAO Shuo[1,2]　LIU Gang[1,2]

(1. *Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research*, *Ministry of Education*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Identification and location of maize canopy at seedling stage is an important basis for plant operation and fertilization. Aiming at the problem that fertilizer utilization rate is not high, strip and broadcast fertilizer are the main fertilization methods in China, a new method for identification and location of maize canopy in seedling stage was proposed, which could identify and locate the canopy centroid of maize in seedling stage under farmland environment. In order to locate the maize plant position quickly, the maize canopy was identified by the method of deep learning, and then the centroid location of the identified area was calculated. Firstly, Faster R - CNN was used to identify the seedling maize canopy in the field environment. Then the centroid detection algorithm based on the linear property of differential inner product improved the centroid location method of maize canopy. After the corn canopy and the weeds were segmented, the centroid of maize canopy was located and the pixel coordinates of maize seedling centroid were obtained. Through the verification in the actual farmland environment, the accuracy of identification and positioning of the canopy centroid reached 92.9%. The average detection time of a frame image was 0.17 s. The positioning error of the canopy centroid was less than 1 pixel. Through the analysis of the test results, the research results can provide information support for the positioning fertilization and research basis for the follow-up variable fertilization operations, so as to achieve the production goal of saving fertilizer and increasing efficiency.

Key words: maize canopy; seedling stage; identification; centroid positioning

0　引言

随着精准农业技术[1]的应用和发展,精准施肥技术已在农业生产中得到广泛应用,成为控制农作物化肥过量使用的一个重要技术手段[2]。目前我国玉米、水稻等主要农作物施肥环节设备种类少、智

收稿日期: 2019-04-21　修回日期: 2019-05-29
基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD0200600-2016YFD0200605)
作者简介: 宗泽(1990—),男,博士生,主要从事机器视觉、农业电气化与自动化研究,E-mail: doctorzong@163.com
通信作者: 刘刚(1966—),男,教授,博士生导师,主要从事精细农业及其支持技术研究,E-mail: pac@cau.edu.cn

能化程度低,多以条施、撒施肥料为主要施肥方式,肥料利用率较低,在一些地区仍采用人工施肥,造成化肥的使用过量。因此,按株作业进行定位施肥已经成为改善我国过量施肥状况的研究方向之一。

通过对玉米等作物的识别定位实现精准施肥[3-6]、喷药[7-9]和导航作业[10-11],一直以来是精准农业技术与装备[12-13]等方面的研究热点之一。NAKARMI 等[14]从侧视的角度获取玉米的深度图像,进行植物识别,但是对颜色变化不太敏感。文献[10-11,15-19]的定位方法均是通过侧位近地的方式,拍摄前方路径两侧的玉米根茎,得到玉米图像信息。但相机近地拍摄时容易受到尘土与叶片遮挡等干扰。

在玉米冠层俯视图像定位方法的研究中,魏帅均等[20]利用超绿因子与最大类间方差法 Otsu 法分离玉米俯视图像,并采用分治法与水平集法相结合,实现单株玉米的株心识别,但是该方法只对静态拍摄的单株玉米有效。JIAN 等[21]通过对玉米冠层的俯视图深度图像进行骨架化处理,可在实验室条件下检测玉米植株的中心位置,而在田间条件下可靠性难以保证。胡炼等[22]利用超绿色法 2G-R-B 结合 Otsu 法对静态采集的图像进行处理,实现对棉苗和生菜苗的识别定位。现有研究主要在实验室和静态环境中进行。为了实现田间动态环境下快速定位玉米植株位置,通过深度学习对苗期玉米冠层快速识别,然后对识别区域进行图像处理,采用差分内积线性特性改进质心检测算法[23],用于本研究中农田玉米冠层的质心定位。

当玉米苗植株出现倾斜倒伏现象时,会出现根心偏移,即质心与根部不在同一位置。利用玉米冠层质心定位玉米的植株位置,可以减少因定位根部而在施肥过程中对于叶片的损伤,本文对田间行进过程中采集的玉米冠层俯视视频进行图像处理,以期为定位施肥技术提供理论基础。

1 材料与方法

1.1 视频采集系统设计及数据获取

系统主要由图形工作站联想 ThinkPad P52s、LBAS-U350-60C 型工业相机、镜头、数据线、支架等组成,相机分辨率为 2 592 像素 ×2 048 像素,拍摄视频时能够获取足够的信息量,后续预处理时可改变每帧图像的尺寸,以减少系统识别玉米的响应时间。

2017—2018 年 5—7 月在中国农业大学上庄实验站进行苗期玉米(4~6 叶期)视频信息采集。玉米品种为农大 86,种植密度为行距 60 cm,株距 20 cm,如图 1 所示。为了增加数据采集时间和数据量,在上庄实验站以 10 m×15 m 的面积分不同时间种植玉米,每次种植 1 200 株玉米样本。



图 1 上庄实验站玉米地种植情况

Fig. 1 Planting situation of maize field in Shangzhuang Experimental Station

相机固定在万向调节支架上,通过移动小车在田间采集视频数据。相机以垂直俯拍的方式,在运动过程中拍摄玉米冠层的视频信息。由于是运动过程中拍摄,所以图像存在一定振动,视频截图如图 2 所示。



图 2 玉米图像数据

Fig. 2 Maize image data

经过实验验证,拍摄时如距玉米冠层较近,部分玉米冠层的叶片会超出拍摄视野范围,而拍摄距离较远时,行进时的设备振动会更多地影响视频的清晰度,均不利于玉米冠层的检测和识别,因此选择在距离被测玉米冠层 0.5 m 时,采集苗期玉米冠层的视频数据。同时,为提高深度学习效果,增加数据集样本的覆盖性,在大田环境下分别采集了不同光照条件、玉米苗期不同生长时期的视频数据。技术路线如图 3 所示。

1.2 基于 Faster R-CNN 的玉米冠层识别方法

以深度学习方法[24]来解决大田环境下玉米苗冠层的检测问题,基于深度学习方法的识别模型准确度高、运算速度快,选择 Faster R-CNN 作为苗期玉米识别模型,使用 Matlab 软件对玉米冠层进行识别,结构示意图如图 4 所示,可以分为 3 个模块,分别为特征提取模块、候选区域生成模块和类别检测模块。

Faster R-CNN 是基于区域的卷积神经网络(Region-based convolutional neural network, R-

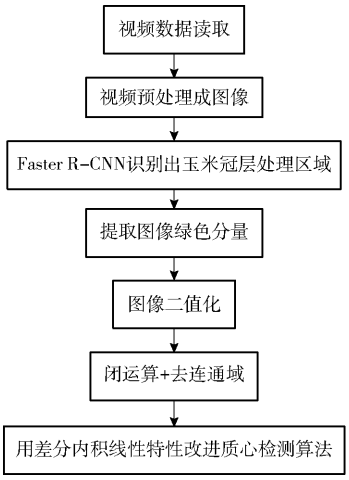


图 3　玉米冠层质心识别定位算法流程

Fig. 3　Flow chart of corn canopy centroid recognition and location algorithm

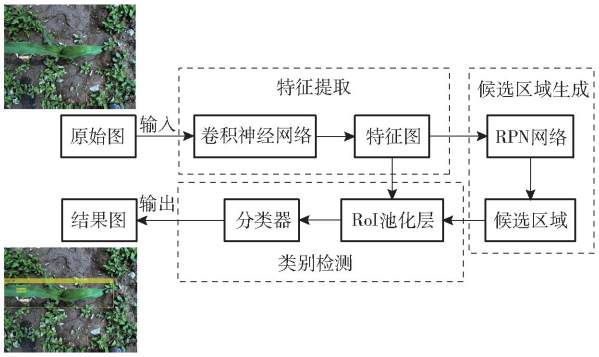


图 4　Faster R－CNN 结构示意图

Fig. 4　Faster R－CNN structure diagram

CNN)[25] 及其优化算法 Fast R－CNN[26] 后 REN 等[24] 提出的最新目标检测方法。在 Fast R－CNN 的基础上结合区域候选网络(Region proposal network,RPN),通过共享卷积层和特征图谱,实现快速目标识别训练与测试,相比于传统方法,显著提高了识别率。

本文构建数据集之前,先将田间采集的视频数据进行按帧分成图像,将所有图像分为训练集和测试集,二者比例约为 7∶3,对图像尺寸进行适当调整。训练集图像来自田间拍摄视频,所以图像中玉米冠层是否存在具有随机性。

特征提取模块对原始输入图像进行归一化处理,利用基础的卷积神经网络模型,对其进行卷积和池化运算,提取图像特征,并得到一个在空间维度上比原始图像小很多,但表征更深的卷积特征图。卷积特征图将图像的所有信息编码到深度的维度上,同时保留着原始图像上目标物体的相对位置信息。

将特征图输入区域候选网络 RPN,候选区生成模块对特征图的每个位置产生候选窗口,由分类器确定候选窗口中是否包含目标物体;然后进行边框回归调整,最后输出含有候选框的特征图。

感兴趣区域池化(Region of interest pooling,RoI)和分类器判定候选区域块的所属类别,将特征提取模块以及候选区生成模块输出的特征图和含候选区的特征图输入 RoI 池化层,候选框坐标映射到特征图上,得到相同大小的矩形候选框;最后利用分类器确定候选框内目标所属的具体类别,最后输出目标识别的图像。

1.3　改进的苗期玉米冠层质心定位方法

农田作物动态拍摄过程,玉米冠层的位置、大小和角度时刻变化,若用静态图像质心计算定位方法,耗时较长,不利于本文的动态检测的实时性。为了减少计算量,提高质心计算精度,首先通过深度学习的方法识别出玉米冠层区域,然后通过绿颜色范围的判别规则:$(G-R>\mathrm{diff_}G)\&\&(G-B>\mathrm{diff_}G)$,利用腐蚀和膨胀等方法对处理区域玉米和杂草进行分割预处理,用差分内积线性特性改进质心检测算法,计算出玉米冠层质心,计算步骤如下:

设 $m\times n$ 维二值图像 $I(x,y)$,其中目标部分为 A,背景部分为 B,即

$$I(x,y)=\begin{cases}1 & ((x,y)\in \mathrm{A})\\ 0 & ((x,y)\in \mathrm{B})\end{cases} \tag{1}$$

目标质心(x_0,y_0)定义为

$$\begin{cases}x_0=\dfrac{\sum\limits_{(x,y)\in \mathrm{A}} xI(x,y)}{\sum\limits_{(x,y)\in \mathrm{A}} I(x,y)}\\ y_0=\dfrac{\sum\limits_{(x,y)\in \mathrm{A}} yI(x,y)}{\sum\limits_{(x,y)\in \mathrm{A}} I(x,y)}\end{cases} \tag{2}$$

目标质心横坐标 x_0 到目标上所有其他点横坐标间距离平方之和与其他任何点相比,值最小(y_0 同理)。所以,对整幅二值图像而言,存在关系式

$$h_x(k)=\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}(k-x_i)^2I(i,j)=d(k,x_i)\otimes I \tag{3}$$

其中　$d(k,x_i)=(k-x_i)^2 d(v,y_i)=(v-y_i)^2$　(4)

当 $k=x_0$ 时 $h_x(k)$ 取得最小值。

$$h_y(v)=\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}(v-y_i)^2I(i,j)=d(v,y_i)\otimes I \tag{5}$$

当 $v=y_0$ 时,$h_y(v)$ 取得最小值。⊗表示卷积。

对于一幅玉米冠层图像,如果冠层的外切矩形的范围为$[x_{\min},x_{\max},y_{\min},y_{\max}]$,取 k 从 $x_{\min}\sim x_{\max}$,算得差分内积序列 $\Delta h_x(x_{\min}+1)$,$\Delta h_x(x_{\min}+1+1)$,…,$\Delta h_x(x_{\max}+1)$,记为$\{a_n\}$。由式(3)、(4)可知,差分内积只与该点在目标上的相对位置(或是相对于目标质心的位移)有关。所以对于确定的目标,

其差分内积序列唯一。

如果目标差分内积序列单调,即可先计算某一点的差分内积,再在差分内积序列中找到它的位置,从而得到它相对于质心的位移,最终得到实际质心的坐标。

$\{a_n\}$不但是单调的,而且是等差序列,$\{a_n\}$的单调性简单证明如下

$$\Delta h_x(k+1+1)-\Delta h_x(k+1)=$$
$$\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\{[d(k+2,x_i)-2d(k+1,x_i)+$$
$$d(k,x_i)]I(i,j)\}=\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}2I(i,j)>0 \quad (6)$$

设冠层质心处的内积值为序列$\{a_n\}$的第 m 项,图像中横坐标为 x_1 的某点(假设其在目标内)的差分内积为 $\Delta h_x(x_1+1)$,且 $\Delta h_x(x_1+1)=a_n$,玉米冠层的实际质心横坐标为 x_0,则两者存在关系如下

$$\begin{cases}(a_n-a_m)/d=n-m=x_1-x_0\\ x_0=x_1-(a_n-a_m)/d\end{cases} \quad (7)$$

所以,只要计算初始动态质心点的差分内积,就可以通过式(7)计算出目标质心坐标。

在计算质心时,利用定义求出第 1 帧图像目标质心坐标(x_0,y_0)和外切矩形的范围$[x_{\min},x_{\max},y_{\min},y_{\max}]$,保存质心处的差分内积 $q=\Delta h_x(x_0+1)$以及由式(6)计算出公差 d。

假设在第 2 帧中玉米冠层仅仅发生了平移,新质心坐标为(x_0',y_0'),连续两帧的平移量不会很大,所以(x_0,y_0)点通常还在目标范围内,计算该点处的差分内积值 $q=\Delta h_x(k+1)$,代入式(7)得到

$$x_0'=x_0-[\Delta h_x(x_0+1)-q]/d \quad (8)$$

但在第 3 帧以后的图像中,由于玉米冠层与相机之间的相对运动,(x_0,y_0)点可能已经不在目标中,其内积也不在$\{a_n\}$范围内。这时应将动态质心以步长 c 移动,$c=x_{\max}-x_{\min}$,计算其内积 $\Delta h_x(k+1)$,并与$\{a_n\}$边界值比较,直到其落入$\{a_n\}$范围内。

在冠层图像发生了平移和旋转后,式(8)依然有效,计算方法同上。

在后继帧中,如果玉米冠层同时发生平移和缩放,首先计算出当前图像中目标像素点的数目 s,假设已知模板图像中目标点的数目 m',计算得

$$\rho=\sqrt{m'/s} \quad (9)$$

将实时图相对于坐标原点缩放 ρ 倍,则将实时图中的目标归一化为模板目标的大小,归一化后的图像为 Q,在图像 Q 中初始动态质心为(x_{0q},y_{0q}),其中

$$\begin{cases}x_{0q}=x_{0\rho}\\ y_{0q}=y_{0\rho}\end{cases} \quad (10)$$

利用式(8),计算得质心 $x_{oq'}$。对应原图的质心坐标为

$$x_0'=x_{oq'}/\rho \quad (11)$$

2 试验与分析

以 40 个时长 1 min 的玉米冠层视频数据每一帧图像为样本集,共 40×200=8 000 幅图像,训练集 28 个视频共 5 600 幅图像,测试集 12 个视频共 2 400 幅图像,通过 Matlab Image Labeler 对训练集中的样本冠层进行标注,如图 5 所示。玉米冠层识别效果如图 6 所示。

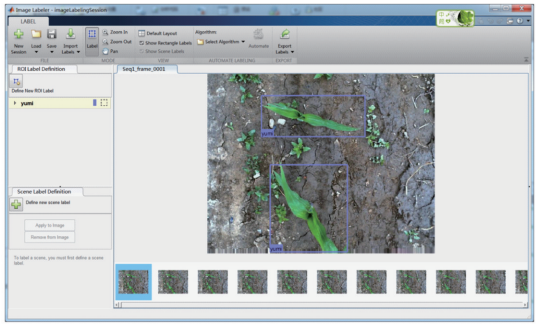


图 5 玉米冠层标注

Fig. 5 Maize canopy labeling

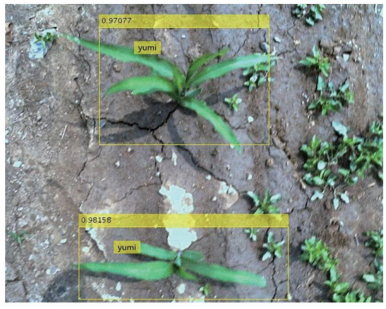


图 6 玉米冠层识别效果

Fig. 6 Identification effect of maize canopy

针对玉米冠层的识别,将测试集的 12 个视频分为 12 组,每个视频分别为拍摄的一整行苗期玉米俯视图像。在视频中,上一帧图像中玉米冠层不完整未识别,而下一帧图像中同株玉米苗冠层被识别出来,也表示识别成功。因为本文识别方法是在运动过程中拍摄玉米苗,每帧图像的不完整冠层不需识别,如图 7、8 所示。

使用每行玉米的整体识别率作为评价指标。识别率是指视频中每行玉米苗识别正确的样本数占玉米行样本总数的比例。识别率越高,表示实验中玉米冠层样本的识别效果越好。测试结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出,在样本检测中,本文方法的平均识别率为 92.9%。误差原因可能为:①玉米苗倒伏的情况下特征不如其他状态明显。②模型对小尺

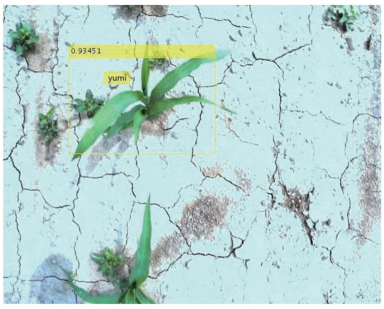


图 7　不完整的玉米冠层识别

Fig. 7　Identification of incomplete maize canopy

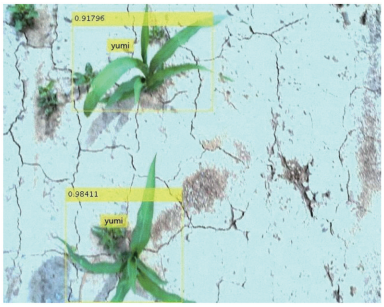


图 8　下一帧图像成功识别

Fig. 8　Identification of maize canopy in next frame

表 1　玉米冠层识别率

Tab. 1　Maize canopy identification rate

视频编号	识别个数	未识别个数	每行玉米总数	识别率/%
1	43	5	48	89.6
2	43	2	45	95.6
3	44	5	49	89.8
4	44	4	48	91.7
5	46	2	48	95.8
6	42	5	47	89.4
7	46	3	49	93.9
8	49	1	50	98.0
9	47	4	51	92.2
10	46	2	48	95.8
11	42	5	47	89.4
12	46	3	49	93.9

度的物体检测不敏感，图像中有一株玉米苗远小于同行的其他玉米苗，其不容易被检测到。

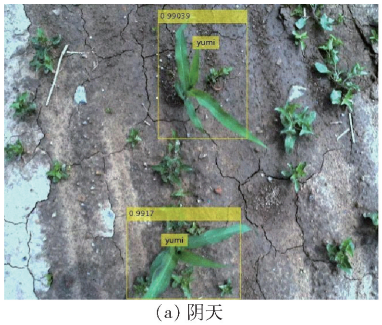
此外，本文还在杂草环境以及不同天气情况下对冠层识别方法进行检测，检测效果如图 9、10 所示。从图 9 可以看出，在杂草环境本文方法也能较好地识别出玉米冠层。定义相机视野内杂草面积与视野面积的比为杂草覆盖率。经过试验验证，在杂草覆盖率低于 30% 时，本文方法能够较好地识别出玉米冠层，基本满足施肥过程的实际应用需求。从图 10 中可以看出，本文方法能适应晴天和阴天不同天气状况。

从测试集中随机选取一帧图像如图 11 所示。通过本文的方法对数据进行冠层识别和质心定位检

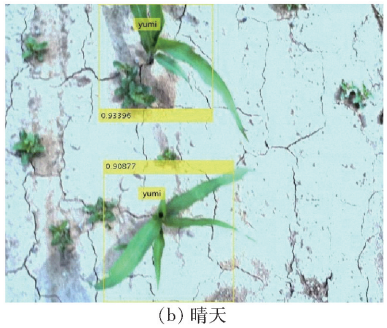


图 9　杂草环境玉米冠层识别

Fig. 9　Identification of maize canopy in weedy environment



(a) 阴天



(b) 晴天

图 10　不同天气状况下冠层识别效果

Fig. 10　Identification effects

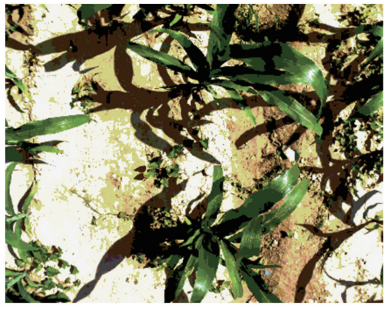


图 11　单目相机垂直俯拍图像

Fig. 11　Image taken from downward angle by monocular camera

验，结果如图 12 所示。

根据式(2)可以实现目标质心的检测定位，但是如果图像和目标面积较大时，重复计算式(2)并不是一种有效方法。文献[27]通过近似计算到目标上所有点的绝对值距离之和最小点，实现了动态质心的快速检测，但误差较大。

从图 12 可以看出，本文玉米冠层识别和定位方



图 12 玉米质心识别定位效果图

Fig. 12 Identification and positioning effect of maize centroid

法能达到预期效果。经过验证,本文与文献[27]的质心提取方法相比,质心检测速度平均提高了29.8%,误差平均减小了73%。

玉米冠层的实际质心坐标是由质心定义求得的,质心误差 $E = |E_x| + |E_y|$,由 12 个测试视频计算的质心坐标,每个视频随机抽取 40 个质心计算结果,得到质心平均计算误差如表 2 所示。

表 2 玉米冠层质心计算误差

Tab. 2 Calculation error of center of mass of corn canopy centroid 像素

视频编号	平均误差	视频编号	平均误差
1	0.25	7	0.25
2	0.29	8	0.82
3	0.66	9	0.58
4	0.56	10	0.43
5	0.53	11	0.94
6	0.95	12	0.34

相机拍摄时距被测冠层 0.5 m,在动态拍摄的情况下,通过空间转换计算,图像中每 5 个像素点可以代表被测冠层实际空间距离 1 mm,从表 2 可以看出,本文使用的质心计算方法最大误差不超过 1 像素,因此满足质心定位的精度要求。

为了进一步验证模型的有效性,选择基于 Otsu 阈值分割法的传统图像处理方法作为参照,对比 Faster R-CNN 和 Otsu 2 种算法的检测效果。本文方法平均识别率 92.9% 优于 Otsu 平均识别率 83.7% 的检测效果,而且基于 Otsu 阈值分割法的传统图像处理方法的识别准确率受到杂草和光照影响较大,本文方法检测一帧图像的平均时间为 0.17 s,而基于 Otsu 的传统方法检测一帧图像的时间为 1.18 s,因此本文方法具有较快的检测速度和较高的鲁棒性,基本满足大田环境实时检测的需求。

正常生长的情况下,玉米冠层质心与根部位置重合,而当玉米苗植株出现倾斜倒伏时,会出现根心偏移现象,即质心与根部不在同一位置(图 12)。本文针对玉米冠层进行识别定位质心,虽然无法准确定位玉米苗根部位置,但是在通过定位在玉米根部位置开沟施肥过程中的质心位置,有利于减少对于倾斜玉米苗叶片的损伤。

3 结论

(1)基于 Faster R-CNN 的苗期玉米冠层识别方法平均识别率为 92.9%,检测一帧图像的平均时间为 0.17 s,能够有效解决大田环境下苗期玉米冠层的快速识别问题,基本满足大田环境实时检测需求。

(2)改进的苗期玉米冠层质心定位方法可以有效分割识别区域中的玉米冠层和杂草,快速定位玉米冠层质心,定位误差不超过 1 像素,满足质心定位精度需求,可以减少根部定位施肥过程中对冠层叶片的损伤。

(3)与基于 Otsu 阈值分割的传统图像处理方法相比,本文方法对苗期玉米冠层具有较快的检测速度和较高的鲁棒性。

参 考 文 献

[1] 赵春江,薛绪掌,王秀,等. 精准农业技术体系的研究进展与展望[J]. 农业工程学报, 2003,19(4): 7-12.
ZHAO Chunjiang, XUE Xuzhang, WANG Xiu, et al. Advance and prospects of precision agriculture technology system [J]. Transactions of the CSAE, 2003,19(4): 7-12. (in Chinese)

[2] 姜靖,刘永功. 美国精准农业发展经验及对我国的启示[J]. 科学管理研究, 2018, 36(5): 117-120.
JIANG Jing, LIU Yonggong. Experience of precision agriculture development in US and inspiration to China [J]. Scientific Management Research, 2018, 36(5): 117-120. (in Chinese)

[3] 李欣倪,张文爱,宋健,等. 基于 Android 平台的变量施肥无线控制系统设计与试验[J]. 中国农机化学报, 2019,40(3): 165-172.
LI Xinni, ZHANG Wen'ai, SONG Jian, et al. Design and experiment of variable rate fertilization wireless control system based on Android platform [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2019, 40(3): 165-172. (in Chinese)

[4] 杨硕,王秀,翟长远,等. 支持种肥监测的变量施肥系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(10):145-153.
YANG Shuo, WANG Xiu, ZHAI Changyuan, et al. Design and test on variable rate fertilization system supporting seeding and fertilizing monitoring [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10): 145-153. (in Chinese)

[5] 齐兴源,周志艳,林蜀云,等. 稻田气力式变量施肥机肥料喷撒器设计与试验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(增刊): 164-170.
QI Xingyuan, ZHOU Zhiyan, LIN Shuyun, et al. Design of fertilizer spraying device of pneumatic variable-rate fertilizer

applicator for rice production [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.): 164 – 170. (in Chinese)
[6] 安晓飞,王晓鸥,付卫强,等. 四要素变量施肥机肥箱施肥量控制算法设计与试验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(增刊): 149 – 154.
AN Xiaofei, WANG Xiaoou, FU Weiqiang, et al. Design and experiment of fertilizer amount control algorithm in four factors variable rate fertilization system [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.): 149 – 154. (in Chinese)
[7] 王相友,胡周勋,李学强,等. 多回流式变量喷药控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2019, 50(2): 123 – 131.
WANG Xiangyou, HU Zhouxun, LI Xueqiang, et al. Design and experiment of multi-reflux variable spraying control system [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(2): 123 – 131. (in Chinese)
[8] 牛丛,徐丽明,马帅,等. 变量喷药技术的应用现状与发展[J]. 农业装备与车辆工程, 2018, 56(12): 1 – 4.
NIU Cong, XU Liming, MA Shuai, et al. Application and development of variable spray technology [J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2018, 56(12): 1 – 4. (in Chinese)
[9] 蔡吉晨. 基于二维激光雷达的果树在线探测方法及对靶变量喷药技术研究[D]. 北京:中国农业大学, 2018.
CAI Jichen. Research on tree on-line detection method and targeted variable-rate spraying techniques based on laser-scanning sensor [D]. Beijing: China Agricultural University, 2018. (in Chinese)
[10] 杨洋,张亚兰,苗伟,等. 基于卷积神经网络的玉米根茎精确识别与定位研究[J]. 农业机械学报, 2018,49(10): 46 – 53.
YANG Yang,ZHANG Yalan,MIAO Wei,et al. Accurate identification and location of corn rhizome based on Faster R – CNN [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(10): 46 – 53. (in Chinese)
[11] 宋宇,刘永博,刘路,等. 基于机器视觉的玉米根茎导航基准线提取方法[J]. 农业机械学报,2017,48(2):38 – 44.
SONG Yu, LIU Yongbo, LIU Lu, et al. Extraction method of navigation baseline of corn roots based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017, 48(2): 38 – 44. (in Chinese)
[12] 赵春江,杨信廷,李斌,等. 中国农业信息技术发展回顾及展望[J]. 中国农业文摘-农业工程, 2018, 30(4): 3 – 7.
ZHAO Chunjiang, YANG Xinting, LI Bin, et al. The retrospect and prospect of agricultural information technology in China [J]. Agricultural Science and Engineering in China,2018, 30(4): 3 – 7. (in Chinese)
[13] IMANOV E, ALZOUHBI A K. Machine learning comparative analysis for plant classification [M]. CHAM: Springer International Publishing AG, 2019: 586 – 593, 896.
[14] NAKARMI A D, TANG L. Automatic inter-plant spacing sensing at early growth stages using a 3D vision sensor [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2012, 82(1): 23 – 31.
[15] YANG Shanjie, MEI Shuli, ZHANG Yane. Detection of maize navigation centerline based on machine vision[J]. IFAC – PapersOnLine, 2018, 51(17): 570 – 575.
[16] 蒋郁,崔宏伟,区颖刚,等. 基于茎基部分区边缘拟合的稻株定位方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(6): 23 – 31.
JIANG Yu, CUI Hongwei, QU Yinggang, et al. Positioning method of rice seedlings based on edge fitting in separated region of stem base [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(6): 23 – 31. (in Chinese)
[17] 李航. 玉米苗基部图像定位方法设计[D]. 沈阳:沈阳农业大学, 2017.
LI Hang. Maize seedling base image positioning method design [D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2017. (in Chinese)
[18] 郭孟杰. 基于图像处理的番茄茎根部生长结构参数提取[D]. 沈阳:沈阳农业大学, 2016.
GUO Mengjie. Extraction of tomato stem root growth structure parameter based on digital image processing [D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2016. (in Chinese)
[19] 刁智华,赵明珍,宋寅卯,等. 基于机器视觉的玉米精准施药系统作物行识别算法及系统实现[J]. 农业工程学报, 2015, 31(7): 47 – 52.
DIAO Zhihua,ZHAO Mingzhen,SONG Yinmao,et al. Crop line recognition algorithm and realization in precision pesticide system based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE,2015,31(7): 47 – 52. (in Chinese)
[20] 魏帅均,张彦娥,梅树立. 基于俯视图像的玉米株心快速识别方法研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 136 – 141.
WEI Shuaijun, ZHANG Yan'e, MEI Shuli. Fast recognition method of maize core based on top view image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017, 48(Supp.): 136 – 141. (in Chinese)
[21] JIAN Jin, TANG Lie. Corn plant sensing using real-time stereo vision [J]. Journal of Field Robotics, 2010, 26(6 – 7): 591 – 608.
[22] 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 recongnition and localization for intra-row mechanical weeding device based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE,2013,29(10): 12 – 18. (in Chinese)
[23] 雷蕾,李言俊,张科. 图像目标质心快速搜索算法[J]. 红外技术, 2007,29(9): 548 – 551.
LEI Lei, LI Yanjun, ZHANG Ke. A fast algorithm for searching object centriods in binary images[J]. Infrared Technology, 2007,29(9): 548 – 551. (in Chinese)
[24] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R – CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2017,39(6):1137 – 1149.
[25] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014.
[26] GIRSHICK R. Fast R – CNN[C]//IEEE International Conference on Computer Vision, 2015.
[27] 宋克欧,黄凤岗,兰晓亭. 二值图像目标质心快速搜索跟踪算法[J]. 模式识别与人工智能, 1998, 11(2): 161 – 168.
SONG Keou, HUANG Fenggang, LAN Xiaoting. A fast algorithm for searching and tracking object centroids in binary images [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 1998, 11(2): 161 – 168. (in Chinese)