doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.006

基于卷积神经网络的玉米根茎精确识别与定位研究

杨　洋[1,2]　张亚兰[1]　苗　伟[1]　张　铁[3]　陈黎卿[1,2]　黄莉莉[1,2]

(1.安徽农业大学工学院，合肥 230036；2.安徽省智能农机装备工程实验室，合肥 230036；
3.中国农业机械化科学研究院，北京 100083)

摘要：为了能精准地识别和定位玉米根茎，本文建立了基于迁移学习方法的玉米根茎检测网络，模拟人眼识别功能从复杂的田间环境中识别和定位玉米根茎，实现履带自走式热雾机玉米行间对行行走。以履带自走式热雾机为图像采集平台获取玉米作物田间图像，采用 DOG 金字塔算法提取图像中的目标根茎，构成样本训练数据库。通过训练网络，首先实现了单株玉米根茎的精准识别，然后开展玉米作物行间环境下多株玉米根茎精确识别和根茎定位。基于已识别的玉米根茎位置采用最小二乘法拟合行驶路径，试验结果表明，提出的玉米根茎识别方法与传统图像处理的方法相比，具有更好的定位精度，能够实现玉米作物田间路径的准确规划，为履带自走式热雾机玉米行间对行行走提供了技术支撑。

关键词：热雾机；玉米根茎；迁移学习；识别与定位；路径规划

中图分类号：TP391.41　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1000-1298(2018)10-0046-08

Accurate Identification and Location of Corn Rhizome Based on Faster R－CNN

YANG Yang[1,2]　ZHANG Yalan[1]　MIAO Wei[1]　ZHANG Tie[3]　CHEN Liqing[1,2]　HUANG Lili[1,2]

(1. *School of Engineering*, *Anhui Agricultural University*, *Hefei* 230036, *China*
2. *Anhui Intelligent Agricultural Machinery Equipment Engineering Laboratory*, *Hefei* 230036, *China*
3. *Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: In order to identify and locate the maize rhizomes accurately, a maize rhizome detection network based on the migration learning method was established. The function of human eye recognition to identify and locate the rhizomes of the corn from a complex field environment was simulated, which achieved the function of crawler heat fog machine walking along the corn line. Field image of corn was collected by crawler self-propelled hot fogging machine, construction of a precise identification and location model of corn rhizome based on convolutional neural network, and the "DOG Pyramid" algorithm was used to extract maize rhizome as the target from the images, which constituted the training sample database. Through training network, the single maize rhizome was precisely identified firstly, and then were accurately identified and located in the environment of corn crop. The path tracking was obtained by east square fitting algorithm based on the identified maize rhizome location, and the sliding mode track tracking algorithm was used to control the double differential drive motor of the caterpillar chassis to realize the path tracking. The test result showed that the corn root recognition method can identify and locate the maize rhizomes more accurately, the correct rate of identification and location of corn rhizome reached 91.4%, but the traditional image processing method can only reach 67.3%. It can be seen that the method of identifying maize rhizomes proposed had better positioning accuracy, which can better plan the corn field path accurately. The research results provided the key technical support for the crawler self-propelled hot fogging machine self walking along the intercropping of corn.

Key words: hot fogging machine; maize rhizome; migration learning; identification and location; path planning

收稿日期：2018－02－27　修回日期：2018－05－29

基金项目：国家重点研发计划项目(2017YFD0301303、2017YFD0700902－2)和安徽省自然科学基金项目(1708085QF148)

作者简介：杨洋(1988—)，男，讲师，博士，主要从事计算机视觉技术研究，E-mail：yangyang82512@163.com

通信作者：陈黎卿(1979—)，男，教授，博士，主要从事智能农业装备研究，E-mail：13838470472@163.com

0　引言

我国玉米中后期病虫害防治现今仍以人工喷洒农药为主，对施药人员身体健康危害较大，实现自动喷雾作业，推进玉米中后期田间机械化管理是研究的方向。农业机械路径的自动获取是实现自动喷洒农药的关键，路径的获取方式从早期的预埋电缆导航发展到北斗导航、机器视觉导航和激光导航[1]，其中视觉导航具有成本低和信息采集丰富的特点，已成为广大学者研究的热点。刁智华等[2]以早期玉米图像为研究对象，采用过绿特征算法识别作物中心线，实现玉米的精准施药。宋宇等[3]以玉米中后期图像为研究对象，提出大田环境下快速、精确提取玉米根茎导航基准线方法，为农业 AGV 在中后期玉米大田中的自主行走提供了导航方法。还有学者采用机器视觉的方法获取果园、秧苗和棉花等的作业导航线[4-5]。

相比常规方法，近年兴起的卷积神经网络(CNN)方法直接由数据本身特征自我学习，对图像具有极强的数据表征能力，具有适应性好、抗干扰能力强的特点，已在医学[6]、军事[7-8]、人脸识别[9-10]和行为识别[11-12]等领域广泛应用，获得了较好的效果。在农业领域，学者们也开展了 CNN 在病虫害检测和作物分类识别方面的研究。对于作物病害检测研究，刘德营等[13]提出卷积神经网络模型的白背飞虱识别，孙俊等[14]采用改进卷积神经网络识别植物叶片病害，谭文学等[15]设计了深度学习神经网络实时预警果蔬病害。对于作物分类识别研究，傅隆生等[16]基于卷积神经网络开展猕猴桃图像识别，高震宇等[17]基于卷积神经网络设计了鲜茶叶智能分选系统。

通过对国内外文献的分析可以看出，已有大量学者将 CNN 应用于农作物分类和病虫害检测，但是对于作物根茎精确识别以及路径规划方面，尚缺乏研究。本文针对农业中玉米行间环境目标检测图像的特点，提出一种以 Faster R－CNN 为基础，在 VGG－16 网络上进行迁移学习的目标检测方法。

1　履带自走式热雾机机器视觉系统

1.1　履带自走式热雾机设计

针对玉米作物中后期的病虫害防治，设计了履带自走式热雾机，主要由履带驱动系统、热雾机、电子控制元器件、整机机架等部分组成，如图 1 所示，集成了图像采集、喷雾作业和田间自走功能。

履带热雾机自走底盘控制系统采用基于 STM32 控制核心的电动驱动器，利用双电动机差速控制转向，根据机器视觉规划出的路径，基于滑模轨迹跟踪控制算法[18]实现路径跟踪。

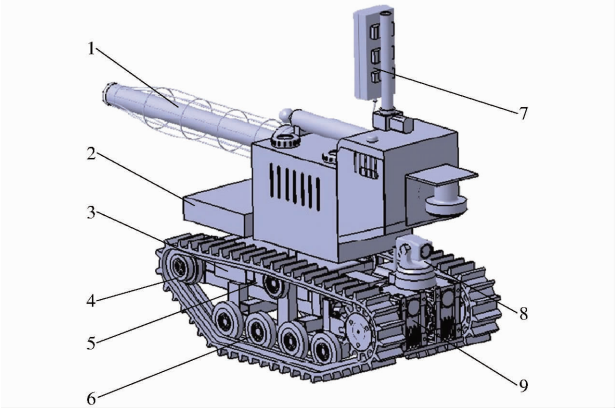


图 1　履带自走式热雾机

Fig. 1　Crawler self-propelled hot fogging machine

1. 热雾机　2. 控制器　3. 机架　4. 履带张紧轮　5. 锂电池　6. 拖轮　7. 网桥　8. 高清相机　9. 驱动系统

1.2　图像采集系统设计

如图 1 所示，图像采集设备采用 CMOS 机器视觉摄像头，图像分辨率为 1 024 像素 ×768 像素，摄像头安装在履带自走式底盘前方，并利用相机成像原理对相机进行标定。履带自走式底盘设计了减振系统，有效降低图像采集平台振动加速度，提高了图像质量。

履带自走式底盘行走速度设定为 1 m/s，视频/图像信号和控制指令通过 Alvarion 网桥搭建数据链路进行传输，玉米行间有效传输距离大于 500 m。图像传输和指令返回时间小于 20 ms，图像处理平均时间 180 ms，该采集系统能够实现动采集动处理功能。图像处理硬件采用 Thinkpad P50 移动工作站，Inter Core i7 处理器，主频 2.6 GHz，内存容量32 GB，Nvidia Quadro M2000M 型显卡，显存 4 GB。

1.3　玉米根茎精确识别与路径跟踪流程

本文旨在通过图像信息识别出玉米田间行驶路径，实现履带自走热雾机的对行行走。首先需要对图像进行预处理，去除噪声并增强图像中的有用信息，提取出单株玉米根茎的特征图像并导入迁移网络进行训练，获得玉米根茎目标检测器。然后基于履带自走热雾机图像采集模块采集图像，并对所采集的图像提取感兴趣区域(ROI)，利用已训练好的目标检测器精确识别玉米根茎位置，最后采用最小二乘法识别路径，履带热雾机底盘根据已识别出的路径，采用双电动机差速控制方式实现热雾机自主对行行走，具体流程如图 2 所示。

2　基于卷积神经网络的玉米根茎精确识别模型构建

2.1　基于 Faster R－CNN 的目标检测方法

随着计算机视觉原理的发展应用，针对图像的

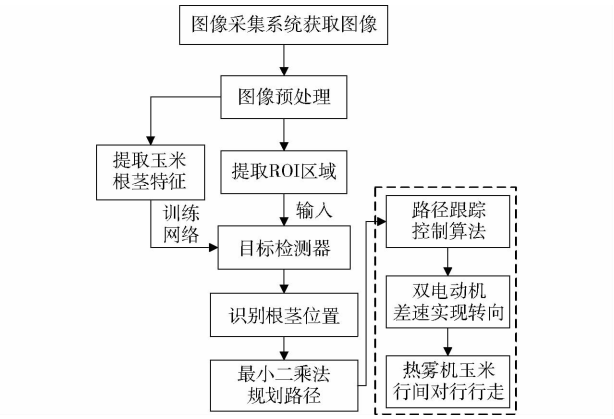


图 2 玉米田间路径识别流程图

Fig. 2 Path recognition flowchart of maize field

目标检测成为近年来计算机视觉领域的研究热点。传统目标检测通过滑动窗口进行区域选择，容易造成窗口冗余，而手工设计的特征对于多样性变化缺乏很好的鲁棒性，对于复杂场景下的目标检测效果不好。

2012 年，卷积神经网络（CNN）在图像识别基础上取得了先进的性能，引起科学界的广泛关注。2014 年，UIJLINGS 等[19]提出区域卷积神经网络（R－CNN），利用 selective search 算法在图像中提取候选区域并输入到卷积神经网络（CNN），提取卷积特征，通过 SVM 分类器对候选区域提取的特征进行分类，最后对 SVM 分类建议区域做边界框回归。

但是，由于该方法对每一个候选区域均做了一次卷积，存在大量的重复运算，随后又提出了 Fast R－CNN检测方法[20]，该方法将建议区域的特征提取转移到最后一层的卷积特征图上进行，并在之后加了一个针对目标区域的池化层，此外利用 Softmax Loss 和 Smoorh L1 Loss 对分类和边界回归联合训练，有效提高了目标检测的精度和效率。

针对建议区域提取低效的问题，文献[21]在 Fast R－CNN 的基础上，提出了 Faster R－CNN 检测方法，引入了区域建议网络（RPN），检测网络共享图像卷积特征。至此，目标检测的基本步骤被统一到一个深度网络框架内，不存在重复运算，运算速度得到了显著的提升。

2.1.1 区域建议网络

图像识别中的目标检测算法是比较复杂的问题，需要网格结构具有一定的复杂度，如果从零开始建立网络则难以确定合适准确的网络，需在预训练好的模型上进行迁移学习[22]，本文基于 VGG－16 深度网络[23]开展迁移学习，采用 Faster R－CNN 算法进行训练，卷积核设置为 3×3，最小检测对象为 32×32。如图 3 所示，整体结构由两部分组成，一个是区域建议网络（RPN）生成检测框信息，另一个是使用 Faster R－CNN 检测建议框并识别目标。

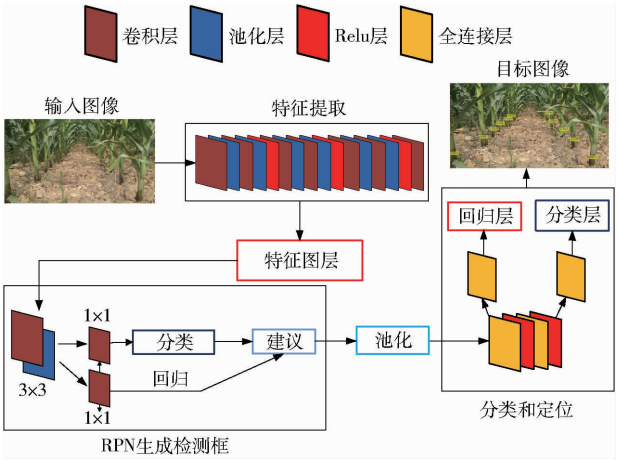


图 3 基于 VGG－16 的 Faster R－CNN 网络框架

Fig. 3 Faster R－CNN network framework based on VGG－16

输入的图像经过由卷积层、池化层、以及 Relu 激活函数层组成的特征提取网络后生成特征图层并输入到区域建议网络，区域建议网络也是一种全卷积网络，与 Faster R－CNN 目标检测网络共享计算，旨在有效地预测各种尺度和高宽比的区域建议。以一个任意大小的图像作为输入，输出一组矩形的对象提议，每个对象提供一个对象评分。

为了生成区域提议，使用一个小网络在由特征提取网络得到的特征图层上滑动扫描。这个网络将输入特征图层的 3×3 卷积核作为输入，然后映射到一个低维度的特征上。为了解决目标的多尺度问题，需要引入不同尺度、不同长宽比的基准窗。卷积核中心点对应原图上的位置称之为锚（anchor）的中心点，通过设置 8、16、32 共 3 种倍数以及 1∶2、1∶1、2∶1 共 3 种长宽比，即可得到 9 种尺度的锚，这样在遍历特征图层的过程中，会生成上万个锚作为初始检测框。

通过图 3 可以看到，区域建议网络实际分为 2 条线，上面一条通过分类层（cls）判断这些初始检测框是目标还是背景，下面一条通过回归层（reg）预测检测框的中心坐标（x，y）、宽度 w 和高度 h，进而获得精确的建议区域。而最后的 Proposal 层则负责综合考量分类和回归的问题，同时剔除过小以及超出边界的区域。

2.1.2 损失函数

为了训练区域建议网络，需要为每个锚分配一个二进制类标签用于判断建议区域是目标还是背景。针对建议区域与期望区域重叠部分的占比 I，一般设定 I 大于 0.7 的区域为目标，分配正标签；I 小于 0.3 的区域为背景，分配负标签。对于 I 在 0.3 和 0.7 之间的 a 锚，以及跨越图像边界的锚则需要舍弃。重叠部分占比 I 定义为

$$I=\frac{A\cap B}{A\cup B} \tag{1}$$

式中　A——建议区域面积

B——期望区域面积

一个建议区域可以包含多个锚，因此一个建议区域可以包含多个正标签。其中，I 阈值的设定对于训练结果也会造成很大的影响，这个参数的最佳值通过下文的评价指标得到。

将 Faster R－CNN 中的多任务丢失后的目标函数最小化，图像的损失函数定义为

$$L(p_i,t_i)=\frac{1}{N_{cls}}\sum_i L_{cls}(p_i,p_i^*)+\lambda\frac{1}{N_{reg}}\sum_i p_i^* L_{reg}(t_i,t_i^*) \tag{2}$$

式中　i——一个锚的索引

N_{cls}、N_{reg}——分类层数和回归层数

p_i——目标锚的预测概率

p_i^*——期望区域的预测概率，如果为正标签，则为 1，如果为负标签，则为 0

t_i——预测边界框的 4 个参数化坐标参数

t_i^*——正标签锚相关的期望区域的坐标参数

L_{cls}——目标与背景两个类的对数损失

L_{reg}——目标与背景的回归损失

λ——权重

分类层（cls）和回归层（reg）的输出分别由 p_i 和 t_i 组成，这两项由 N_{cls} 和 N_{reg} 归一化，并由平衡参数 λ 加权（默认 $\lambda=0$，因为平均精确率在很宽范围内对 λ 不敏感）。因此分类层和回归层项的权重大致相等，对于边界框回归，采用文献［24］中的 4 个坐标参数，分别为

$$\begin{cases} t_x=(x-x_a)/w_a \\ t_y=(y-y_a)/h_a \\ t_w=\lg(w/w_a) \\ t_h=\lg(h/h_a) \\ t_x^*=(x^*-x_a)/w_a \\ t_y^*=(y^*-y_a)/w_a \\ t_w^*=\lg(w^*/w_a) \\ t_h^*=\lg(h^*/h_a) \end{cases} \tag{3}$$

式中　x、y、w、h——预测区域框横坐标、纵坐标、宽度、高度

x_a、y_a、w_a、h_a——建议区域框横坐标、纵坐标、宽度、高度

x^*、y^*、w^*、h^*——期望区域框横坐标、纵坐标、宽度、高度

t_x、t_y、t_w、t_h——建议区域框横坐标、纵坐标、宽度、高度的损失量

t_x^*、t_y^*、t_w^*、t_h^*——期望区域框的横坐标、纵坐标、宽度、高度的损失量

2.2　玉米根茎精确识别模型

针对玉米作物行间环境，建立专门的目标训练数据集，基于 Faster R－CNN 目标检测方法对数据集进行训练和测试，所有的测试评估均在核心配置为 E5－2620 CPU 与 NVIDIA Quadro K5000 GPU 的图形工作站上进行。整个目标检测网络在 Matlab 2017a 上构建完成。

2.2.1　训练样本库建立

基于图像采集系统采集玉米作物行间图像，针对玉米根茎目标构建专用目标样本库。如图 4 所示，共采集了 1 000 幅相似图像，可以看出，图像中包含多株玉米作物、杂草，以及存在玉米茎叶干扰遮挡的现象，虽然绿色特征较为明显，但是根茎携带部分泥土特征，并且不同光照条件下绿色特征也不同，采用传统的图像处理方法难以准确地区分，体现了玉米作物行间环境的复杂性。排除掉较远较小的根茎，每幅样本图像约可以提取 10 个单株根茎样本。

图 4　田间玉米图像

Fig. 4　Corn picture in field

为了缩短训练时间，对每幅图像提取只包含单株玉米根茎的样本图像，并将样本图像的尺寸统一化，本文首先基于高斯核构建图像的 DOG 金字塔模型。高斯核是被证明的唯一可以产生多尺度空间的核[25]，通过对同一幅输入图像进行不同尺度的高斯卷积，可以使图像平滑，高斯金字塔表达式为

$$G_k(x,y)=\sum_x\sum_y \boldsymbol{w}(i,j)G_{k-1}(2i+x,2j+y)$$
$$(1\leqslant k\leqslant N,0\leqslant i\leqslant R_k,0\leqslant j\leqslant C_k) \tag{4}$$

其中

$$\boldsymbol{w}=\frac{1}{256}\begin{bmatrix}1&4&6&4&1\\4&16&24&16&4\\6&24&36&24&6\\4&16&24&16&4\\1&4&6&4&1\end{bmatrix} \tag{5}$$

式中　N——高斯金字塔层数

x、y——图像像素点横坐标、纵坐标

$G_k(x,y)$——第 k 层图像

R_k、C_k——第 k 层图像的行数和列数

$w(i,j)$——二维可分离的 5×5 窗口函数

i、j——卷积层图像的行数和列数

通过式(4)完成下采样及平滑处理。

在高斯金字塔的基础上,利用高斯差分对图像进行上采样,即可构成图像的 DOG 金字塔模型。根据此模型将单株玉米根茎图像分辨率统一缩减至同一尺度,将裁剪得出的图像组成目标训练数据集,采用 Matlab 中的 Training Image Labeler 工具箱对样本图像具有根茎特征的目标进行标定,如图 5 所示。

图 5 玉米根茎人工标定图

Fig. 5 Corn root artificial calibration diagrams

2.2.2 单株玉米根茎识别

将数据集按照 9∶1 分为训练集和测试集两部分,对单株玉米根茎进行训练,图像输入层对输入的图像提取建议目标区域,会存在大量的重复和冗余的部分,这些多余的部分会拖慢检测效率,因此将最大建议区域设置为 2 000 像素,初始学习速率为 1×10^{-5}。设定完成后对网络进行训练,步骤如下:

(1)单独训练 RPN 网络,得到建议区域。

(2)将步骤(1)得到的建议区域作为输入,单独训练 Faster R-CNN 检测网络,此时两个网络仍是分开训练,还没有共享卷积层。

(3)利用 Faster R-CNN 检测网络训练 RPN,此时固定网络公共的卷积层,只微调 RPN 独有的参数。

(4)固定网络公共的卷积层,利用 RPN 网络微调 Faster R-CNN 检测网络,只更新 Faster R-CNN 独有的参数。

通过以上步骤创建了一个用于检测的统一网络,训练完成后对测试集进行目标检测。

为了评估目标检测器的训练效果,还需确定相应的评价指标。召回率和精确率是最常用的两个评估标准,召回率为目标图像被成功检测出来的比例,而精确率是检测到目标的图像中真正包含目标的比例。理想状态下两者都越高越好,但召回率和精确率具有负相关性,一般情况下难以保证两者均达到较好的数值,所以需要针对情况综合考虑,在玉米作物行间环境中要实现路径识别的功能,最重要的是能成功检测出目标区域,可以容许存在一定的检测误差,但是如果出现没检测到的根茎目标时,就会对后期的路径识别带来较大的影响,所以召回率的作用更为重要。图 6 为对测试集进行目标检测后目标检测器的召回率和精确率的关系曲线,可以看出,当召回率大于 0.6 时,检测的精确率会有较大幅度的下降,平均精确率为 0.62。

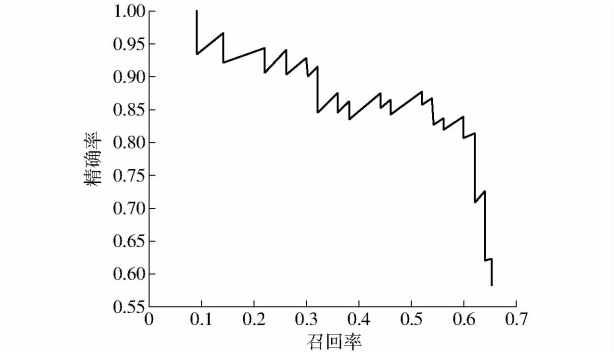


图 6 召回率与精确率耦合关系

Fig. 6 Relationship of recall rate and precision coupling

图 7 为对单株玉米根茎识别的部分测试结果,从图中可以看出,训练的目标检测器对目标根茎识别的效果比较理想,回归检测得出的目标框可以很好地包含根茎的特征,即使存在光照、阴影以及部分根茎被玉米茎叶遮挡的现象,通过训练模型也可以准确地识别。

图 7 单株玉米根茎识别图

Fig. 7 Precise identification diagrams of single corn plant roots

2.2.3 玉米行间环境下的玉米根茎识别

在以单株玉米根茎为目标训练得出的深度学习网络模型的基础上,本节对玉米行间环境下的多株玉米根茎进行检测。从图 4 可以看出,路径两侧的玉米根茎作为识别的主体部分,但玉米叶片部分的图像意义不大,会对结果造成干扰,所以在识别前对玉米作物行间图像进行预处理,提取感兴趣区域(ROI),不仅能消除干扰,还能够提高检测器的运算速度,增加识别效率。

通过对玉米行间图像进行对比分析，定义感兴趣区域为图像下半部的以路径为主体的多边形对称区域，如图 8a 所示，利用设定的感兴趣区域对图像进行掩模处理，得到的图像如图 8b 所示。

(a)　　(b)

图 8　感兴趣区域提取结果

Fig. 8　Region of interest extraction result

对预处理后的图像进行路径检测，如图 9 所示，在感兴趣区域中，不仅特征明显的目标根茎能够被准确地识别，即使有的根茎被茎叶遮挡，依然能被检测器识别，并且达到了较理想的检测精度。不过仔细观察图中路径尽头能够发现，存在部分极小的目标根茎没有被检测到的现象，这是因为目标根茎所占区域过小时，由于特征缺失导致检测器误判，所以在训练过程中通过对回归边界框设定最小尺寸来最大限度地规避这种可能。

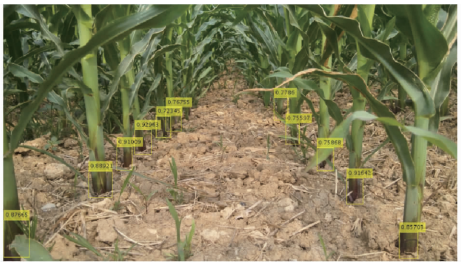


图 9　整幅图像玉米根茎精确识别结果

Fig. 9　Accurate recognition results of corn roots

3　试验与结果分析

试验地点为安徽省宿州市埇桥区灰古镇安徽农业大学皖北实验站，玉米植株行距 60 cm，玉米田农艺行距为 80 cm，图像采集平台为履带自走式热雾机，试验现场如图 10 所示。

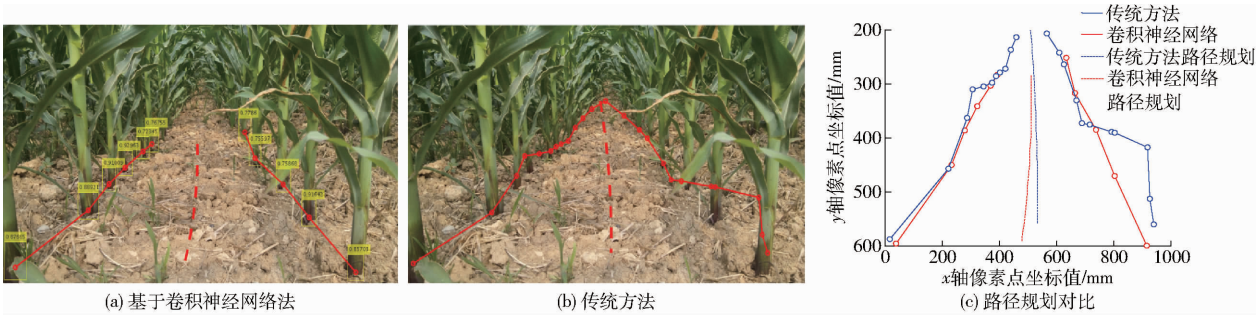
采用本文提出的方法对玉米根茎进行识别与定位，两种不同场景下的识别结果如图 11a 和图 12a 所示，根据检测器识别出的目标根茎，提取出回归边界框内的定点，构成路径的基准点。对获取的基准点采用三次样条插值的方法来获得两侧的根茎行线，之后对两侧根茎行线沿图像行方向提取的中点采用最小二乘法进行拟合，最终得到行驶路径，如图 11、12 中虚线所示。

图 10　田间试验现场

Fig. 10　Test scene in filed

为了说明本文所提出方法的优越性，采用传统图像处理方法对相同图像进行处理，并与本文方法进行对比。传统图像处理的详细过程在此不再赘述，其大致方法[3]如下：由于玉米秸秆图像包含典型的超绿特征，采用 $2G-R-B$ 算法提取颜色特征因子，对采集的图像进行 Otsu 自适应二值分割，以及膨胀、腐蚀、去除小面积等形态学操作，将玉米作物从土壤背景中提取出来。对于分割后的二值图像，沿列方向进行垂直投影变换，可以获得玉米根茎的下部轮廓，通过对图像进行分析可以得出，根茎部位的投影值表现了局部极大的特征，所以对轮廓求极大值即可得到根茎的特征点。但得出的一系列点还包含许多无关以及重复的特征，会对路径的识别造成干扰。根据相机“近大远小”的成像原理，可以对这一系列定位点进行二次判断，从路径尽头的点沿行方向向两边搜索，距离镜头近但投影值较小的点被判断为伪特征点，需要舍去，基于该方法得到的结果如图 11b、12b 所示。

图 11a、11b 为理想状态下的两种方法识别结果，图 11c 中蓝线和红线分别为采用传统图像处理和深度学习方法得出的根茎行线以及行驶路径线，深度学习能够精确识别玉米根茎，而传统图像处理方法虽然能获得两侧的根茎行线，但由于部分根茎缺乏典型的绿色特征，无法准确地识别根茎位置，从



(a) 基于卷积神经网络法　　(b) 传统方法　　(c) 路径规划对比

图 11　理想环境下卷积神经网络与传统方法对比

Fig. 11　Comparison of Faster R－CNN with traditional methods in an ideal environment

(a) 基于卷积神经网络法 (b) 传统方法 (c) 路径规划对比

图 12 非理想环境下卷积神经网络与传统方法对比

Fig. 12 Comparison of Faster R－CNN and traditional methods in non-ideal environments

图 11b 能够得到，传统方法对于单个根茎难以做到准确定位，有的根茎被识别出多个特征点，而且在两株玉米秸秆之间的杂草也容易被误识别成根茎的特征点，图 11c 表明两种方法得出的行驶路径线具有差别，传统方法无法准确实现玉米根茎精确定位。

图 12 为视线被玉米茎叶遮挡下的两种方法结果对比。由于深度学习的方法是通过识别目标根茎来获得行驶路径，从图 12a 可以看出，在此场景下根茎以及路径信息依旧被清晰地识别出来，而传统图像处理的方法只是根据颜色特征分割玉米和土壤获取玉米根茎位置，难以精准识别每一个根茎，从图 12b 可以看出，有的根茎没有被识别，而且由于玉米茎叶的遮挡，导致了错误识别，最终规划出错误的路径。从图 12c 可以看出，两种方法得到的路径具有明显区别，传统方法得到的路径无法满足热雾机行间对行行走。

表 1 为两种方法检测结果的统计，本文方法相对于传统图像处理方法的精确率有了很大提高，虽然检测速度稍微慢了一些，但是不影响导航的准确性。

表 1 统计结果

Tab. 1 Statistical results

	精确率	检测速率/(帧·s^{-1})
传统方法	0.673	12
本文方法	0.914	7

由于本文选取的训练样本为玉米抽雄期根茎照片，基于卷积神经网络训练的识别模型无法适用于玉米其他生育时期根茎的精确识别，图 13 为采用本文训练的模型识别玉米拔节期玉米根茎的失败案例。因此在后续研究中需训练不同时期的玉米根茎识别模型，以提高识别模型的适用性。

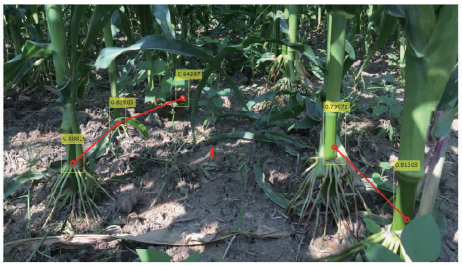


图 13 根茎识别失败案例

Fig. 13 Rhizome identification failure case

4 结束语

针对履带自走式热雾机玉米行间对行自主行走的需求，研究了玉米根茎精确识别与定位方法，在预训练网络模型 VGG－16 的基础上进行迁移学习，建立了玉米根茎检测网络，模拟人眼识别的功能自动从复杂田间环境中准确识别和定位玉米根茎。利用履带自走式底盘作为图像采集平台，获取玉米作物田间图像，采用模型 DOG 金字塔算法提取图像中的目标根茎，构成样本训练数据库。试验结果表明，本文提出玉米的根茎识别与定位方法与传统的图像处理方法相比，具有更好的定位精度，能够实现对玉米作物田间路径的准确识别，实现履带自走式热雾机玉米行间对行行走。

参 考 文 献

1 李志刚，傅泽田，李丽勤. 基于机器视觉的农业植保技术研究进展[J]. 农业机械学报，2005，36(8)：143－146.
LI Zhigang, FU Zetian, LI Liqin. Advance in agricultural plant protection technology based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2005, 36(8): 143－146. (in Chinese)

2 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)

3 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/OL]. 农业机械学报，2017，48(2)：38－44. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20170205&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298. 2017.02.005.

SONG Yu, LIU Yongbo, LIU Lu, et al. Extraction method of navigation baseline of corn roots based on machine vision[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017,48(2):38 – 44. (in Chinese)

4 冯娟,刘刚,司永胜,等.果园视觉导航基准线生成算法[J/OL].农业机械学报,2012,43(7):185 – 189,184. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20170903&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298. 2012.07.034.
FENG Juan,LIU Gang,SI Yongsheng,et al. Algorithm based on image processing technology to generate navigation directrix in orchard[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2012,43(7):185 – 189,184. (in Chinese)

5 金海龙,喻擎苍,周志宇,等.基于 Meanshift 和 Hough 变换的秧苗行中心线提取[J].浙江理工大学学报,2015,33(3):405 – 409.
JIN Hailong,YU Qingcang,ZHOU Zhiyu,et al. Extraction of center line of rice seedling row based on Meanshift and Hough transform[J]. Journal of Zhejiang Sci-Tech University,2015,33(3):405 – 409. (in Chinese)

6 LAKSHMI N A, JEEVA J B. A computer aided diagnosis for detection and classification of lung nodules[C]//IEEE International Conference on Intelligent Systems and Control, 2015:1 – 5.

7 孙皓泽,常天庆,王全东,等.一种基于分层多尺度卷积特征提取的坦克装甲目标图像检测方法[J].兵工学报,2017,38(9):1681 – 1691.
SUN Haoze, CHANG Tianqing, WANG Quandong, et al. Image detection method for tank and armored targets based on hierarchical multi-scale convolution feature extraction[J]. Acta Armamentarii, 2017, 38(9):1681 – 1691. (in Chinese)

8 戴陈卡,李毅.基于 FASTER RCNN 以及多部件结合的机场场面静态飞机检测[J].计算机应用,2017,37(增刊 2):85 – 88.
DAI Chenka, LI Yi. Aeroplane detection in static aerodrome based on FASTER RCNN and multi-part model[J]. Journal of Computer Applications, 2017,37(Supp.2):85 – 88. (in Chinese)

9 DOBHAL T, SHITOLE V, THOMAS G, et al. Human activity recognition using binary motion image and deep learning[J]. Procedia Computer Science, 2015, 58: 178 – 185.

10 SINGH R, OM H. Newborn face recognition using deep convolutional neural network[J]. Multimedia Tools & Applications, 2017, 76(18): 19005 – 19015.

11 RONAO C A, CHO S B. Human activity recognition with smartphone sensors using deep learning neural networks[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 59: 235 – 244.

12 王忠民,曹洪江,范琳. 一种基于卷积神经网络深度学习的人体行为识别方法[J]. 计算机科学,2016,43(增刊 2):56 – 58.
WANG Zhongmin, CAO Hongjiang, FAN Lin. Method on human activity recognition based on convolutional neural networks[J]. Computer Science, 2016, 43(Supp.2): 56 – 58. (in Chinese)

13 刘德营,王家亮,林相泽,等.基于卷积神经网络的白背飞虱识别方法[J/OL].农业机械学报,2018,49(5):51 – 56. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20180506&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.05.006.
LIU Deying,WANG Jialiang,LIN Xiangze, et al. Automatic identification method for sogatella furcifera based on convolutional neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(5):51 – 56. (in Chinese)

14 孙俊,谭文军,毛罕平,等. 基于改进卷积神经网络的多种植物叶片病害识别[J]. 农业工程学报,2017,33(19):209 – 215.
SUN Jun, TAN Wenjun, MAO Hanping, et. al. Recognition of multiple plant leaf diseases based on improved convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2017,33(19):209 – 215. (in Chinese)

15 谭文学, 赵春江, 吴华瑞,等. 基于弹性动量深度学习神经网络的果体病理图像识别[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(1):20 – 25. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20170903&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298. 2017.09.003.
TAN Wenxue, ZHAO Chunjiang, WU Huarui, et al. A deep learning network for recognizing fruit pathologic images based on flexible momentum[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(1):20 – 25. (in Chinese)

16 傅隆生,冯亚利,ELKAMIL T,等. 基于卷积神经网络的田间多簇猕猴桃图像识别方法[J]. 农业工程学报,2018,34(2):205 – 211.
FU Longsheng, FENG Yali, ELKAMIL T, et al. Image recognition method of multi-cluster kiwifruit in field based on convolutional neural networks[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(2): 205 – 211. (in Chinese)

17 高震宇,王安,刘勇,等. 基于卷积神经网络的鲜茶叶智能分选系统研究[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(7):53 – 58. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20170903&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298. 2017.09.003.
GAO Zhenyu, WANG An, LIU Yong, et al. Intelligent fresh-tea-leaves sorting system research based on convolution neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(7): 53 – 58. (in Chinese)

18 刘金琨. 滑模变结构控制 MATLAB 仿真:先进控制系统设计方法[M]. 北京:清华大学出版社, 2015.

19 UIJLINGS J R, SANDE V D, GEVERS K E, et al. Selective search for object recognition[J]. International Journal of Computer Vision,2013,104(2): 154 – 171.

20 GIRSHICK R. Fast R – CNN[C]//Proceedings of the IEEE 14th International Conference on Computer Vision,2015:1440 – 1448.

21 REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R – CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[C]//Neural Information Processing Systems, 2015.

22 OQUAB M, BOTTOU L, LAPTEV I, et al. Learning and transferring mid-level image representations using convolutional neural networks[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014:1717 – 1724.

23 SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]//Visual Geometry Groap (VGG), University of Oxford,2014.

24 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 (CVPR),2014.

25 LINDEBERG T. Scale-space theory: a basic tool for analyzing structures at different scales[J]. Journal of Applied Statistics, 1994, 21(1 – 2):225 – 270.