

贾庆宇,谢艳兵,赵一俊,等. 春玉米根系原位成像图片自动识别研究[J]. 气象与环境学报,2022,38(2):105-111.
JIA Qing-yu,XIE Yan-bing,ZHAO Yi-jun,et al. Study on automatic recognition of root system image of spring maize in situ[J].
Journal of Meteorology and Environment,2022,38(2):105-111.

春玉米根系原位成像图片自动识别研究

贾庆宇¹ 谢艳兵¹ 赵一俊² 王荣³ 刘晶森⁴ 温日红¹

(1. 中国气象局沈阳大气环境研究所,辽宁 沈阳 110166; 2. 盘锦市气象服务中心,辽宁 盘锦 123010;
3. 北京力科惠泽科技有限公司,北京 100010; 4. 中国气象科学研究院,北京 100081)

摘要:微根窗成像技术推动了植物根系表型研究,但是根系长度和直径仍然需要人眼识别再绘制轨迹,消耗大量的人力和时间。为了解决这一难题,本研究将 U-Net 语义分割技术引入到植物根系图像识别中,研发了基于机器学习的 iRoot-V02 根系自动识别软件。采用 iRoot-V02 软件识别微根窗法获得的植物根系成像图片的根长、直径、投影面积、根尖数等参数。结果表明:iRoot-V02 软件批处理 600 dpi 图片的速度为每张 26.6 S;获取根系的骨架信息、总根长与人眼识别结果基本一致;按直径每 0.1 mm 为一级,获得不同直径的根长,与人眼识别结果的根长决定系数大于 0.76;精确捕捉到根系生长旺盛期不同直径根长的变化;分析了 300 dpi 和 600 dpi 两种分辨率根系图片的参数,两种分辨率结果具有高相关性,因此可建立低分辨率根系参数和高分辨率根系参数之间的关系方程,采用低分辨率拍摄根系图像,通过方程转化成更准确的根系参数,减轻工作量。用 iRoot-V02 软件的根系生长信息近似于人眼识别,相比人眼识别在大批量根系图像智能识别、自动化、快速目标检测方面具有巨大优势。

关键词:根系成像;自动识别;iRoot-V02 软件

中图分类号:S513/TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.3969/j.issn.1673-503X.2022.02.013

引言

农作物的根系决定了水分和营养物质的吸收、运输,是地上与地下各部分物质及信息交换的系统^[1],根系的生长状况决定了作物的长势、品质和产量形成^[2],随着根系研究的不断深入和研究手段的不断改进,人们对作物根系形态、生理生态效应等方面有了深入的认识^[3]。作物根系作为受土壤水分变化影响的指标,对作物关键生育期有重要影响^[4]。根系吸水能力的强弱对作物产生的影响也能改变下垫面气候特征,改变地表、土壤水循环系统^[5]。根系吸水能力和根系区含水量影响了地表蒸发和植物蒸腾^[6]。研究根系有助于构建考虑植被根系动态分布及水力再分配的陆面过程模型,将根系吸水再分配方案应用于通用陆面过程模式,进行数值模拟试验,可以进一步改进陆地碳水通量的结果^[7-9]。因此,近几十年来,在研究土壤-植被-大气连续系统中,根系的观测研究受到重视,成为热点之一^[10]。

观测作物根系的结构分布和动态生长规律难度较大,一百多年来,人们所使用的挖掘法和根钻法都对作物根系具有或多或少的破坏性,如何寻找和使

用实用性强、便于操作的根系观测方法在实际应用中尤其重要^[11-12],建立这样的观测技术和方法仍然是当前根系研究中的一大难题。采用的微根窗根系成像/显微可视化技术^[13]进行作物根系观测和识别研究,推动了根系成像技术的进步,但根系成像参数自动分析刚刚开始起步。WinRHIZO Tron MF 是研究根系参数的手动识别软件(https://regentinstruments.com/assets/winrhizotron_general_info.html),有研究用该软件进行了烤烟^[14]、春玉米^[15]等作物的形态学分析、根系参数的测量,该软件对细根和根系分级需要人眼识别,前期人眼识别过程需要大量的时间,不能批量处理分析。MyRoot^[16]半自动分析软件能进行琼脂平板中生长的拟南芥幼苗的根长测量,但并不适用于土壤背景作物根系成像的自动分析。尽管根系分析工具较多,但是这些根系图像解析技术仍停留在人眼识别,缺乏精确测量土壤背景作物根长和根直径的能力,现有技术的缺陷限制了根系识别研究的进一步发展,迫切需要快速、准确的技术方法来替代人眼识别描根,提高科研人员的数据处理效率。

视觉领域进行图像识别的研究已经有几十年的

收稿日期:2022-08-22;**修订日期:**2021-01-05。

资助项目:辽宁省“兴辽英才计划”(XLYC1807262)、辽宁省气象局科研课题(BA202105、BA202003)和中国气象局沈阳大气环境研究所项目(2020SYIAEJY19)共同资助。

作者简介:贾庆宇,男,1978年生,副研究员,主要从事陆面过程与全球变化方面研究,E-mail:jiaqingyu@iaesy.cn。

通信作者:刘晶森,男,研究员,E-mail:liujm@cma.gov.cn。

发展,从简单的 OCR 和指纹识别、到人脸检测、逐渐深入到各个领域。随着图像识别语义分割^[17]方法在诸如医学影像、无人驾驶、机器人认知与导航、安防监控与无人机着陆系统等重要领域上取得巨大成功,机器学习在图像识别领域展现了较大的应用价值。本研究针对现有根系图像解析技术的需求,基于图像语义分割手段,开发了具有自主知识产权植物根系原位成像图片自动识别的软件,能够自动、准

确分析大批量根系图像,分析结果与人眼识别接近,能替代人眼识别根系软件。

1 资料与方法

1.1 研究区概况

根系观测试验在锦州玉米农田野外科学试验站大型根系观测场内进行(图 1a)。观测场内建有 16 个面积为 2 m × 3 m 的试验小区^[4],为了防止

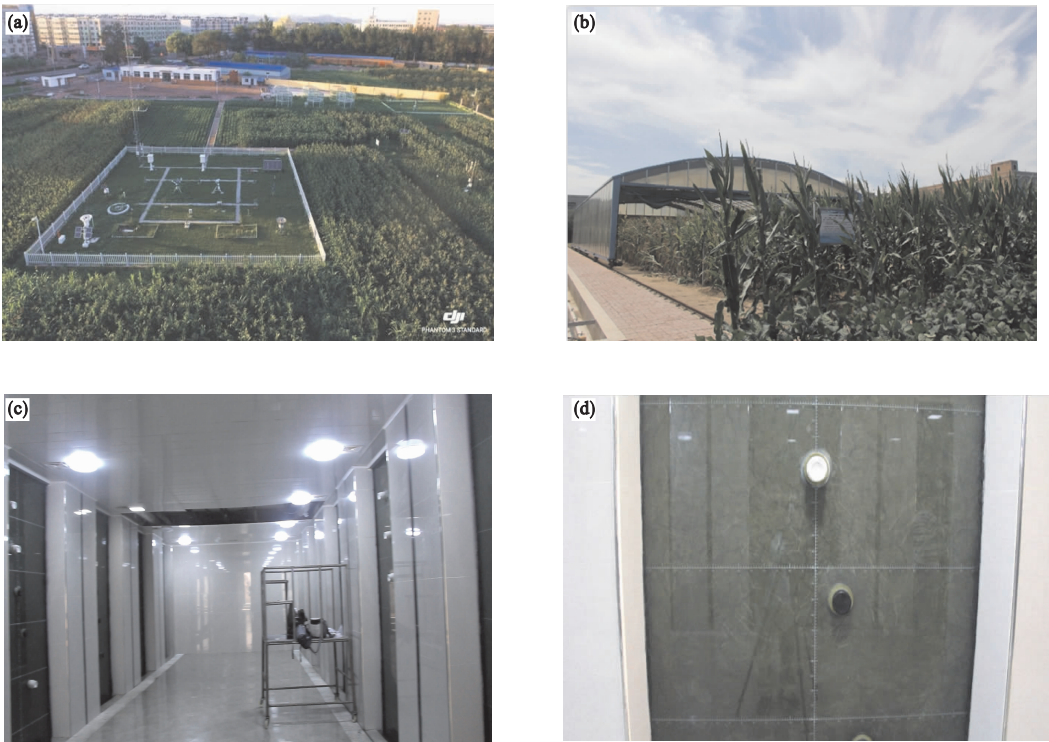


图 1 锦州农田野外科学试验站地上观测场 (a)、可移动遮雨棚 (b)、根系地下观测室 (c) 和微根管 (d)
Fig. 1 Observation field (a), mobile rain shelter (b), underground observation room for maize root (c) and minirhizotron (d) in Jinzhou

小区之间相互渗水,采用水泥层进行隔离,利用移动遮雨棚控制自然降水(图 1b),通过人工控水和补水的方式控制土壤水分。地下根系观测系统(图 1c)安装有 12 个钢化玻璃观测窗,每个玻璃观测窗与相应的种植小区土壤紧密相连。在每个玻璃观测窗的垂直中线部位自上而下在 40 cm、80 cm、120 cm、160 cm、200 cm 土壤深度安装 5 根内径为 6.4 cm、外径为 7.2 cm、长为 2.0 m 的硬质玻璃管(图 1d),每个玻璃管向上倾斜 10°29' 插入作物种植小区土壤中。

1.2 图片获取与分析参数

采用自主研发的 ROOTS-02^[18]根系扫描仪获取微根窗根系图像,根系图像的尺寸均为 21.6 mm × 19.6 mm,微根管内每张图像代表了土壤某一深度体积约为 754 cm³ 土柱中生长的根系,即:

$$V_{soil} = \pi r^2 \times L \tag{1}$$

式(1)中, V_{soil} 为土柱体积; r 为微根管外径; L 为根系

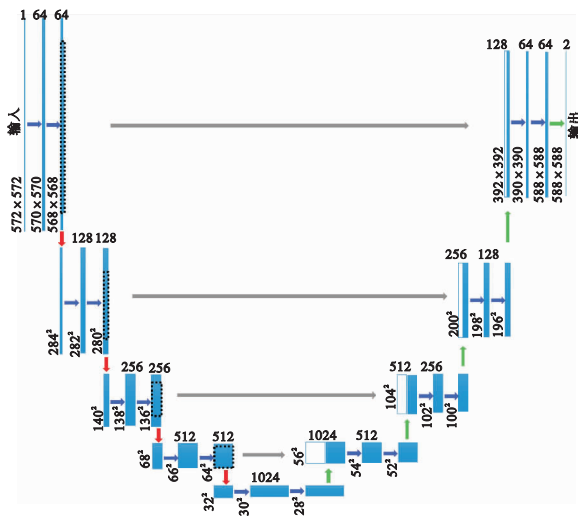
扫描仪扫描图长度。

采用自主研发 iRoot-V02 软件和目前国际通用的 WinRHIZO Tron MF 根系分析软件(Regent Instruments Canada Incorporation, Canada)进行根长、直径、投影面积和根尖数等参数的识别。采用锦州玉米农田获取大田玉米根系图像和青藏高原混合草甸获得自然植被根系图像训练 iRoot-V02 软件,使结果具有普遍适用性。对比了单张根系图像(2016 年 6 月 22 日,玉米)不同直径分级的根长结果,并对比了随机选择的根系成像图片的相关性。分析了不同生长阶段(2016 年 6 月 22 日至 8 月 12 日,玉米)根系成像图片相同直径根长变化。对比了相同位置 300 dpi 和 600 dpi 两种分辨率的根系成像图片(2017 年 7 月 20 日,高原草甸植被)根系参数。采用 Microsoft Excel 2010 对获取根系的总根长、平均直径、投影面积和根尖数等参数结果进行对比分析。

1.3 研究方法

1.3.1 基本原理

iRoot-V02 软件基于语义分割 (Semantic Segmentation) 图像识别技术,语义分割是图像处理和机器视觉一个重要分支。语义分割网络在特征融合时采用 Channel 维度拼接融合,网络整体结构类似于大写的英文字母 U,故得名 U-net (图2)^[19],U-Net 整体的流程是编码和解码 (encoder-decoder),基本原理是在训练的阶段将输入原图分割成 512×512 的尺寸,人为加上噪声,判断图像每个像素点的类别,进行精确分割。然后放到这个编码解码器中,图2的网络中有四次融合过程,输出为 512×512 的同样尺寸,通过数据增强使得有限且宝贵的训练集利用的更加充分。



左侧表示收缩路径,用于获取上下文信息;右侧表示扩张路径,用于精确定位,两条路径互相对称;蓝色箭头代表卷积操作,每次宽高减小2;红色箭头表示池化,图像尺寸减半;绿色箭头代表上采样,图像尺寸加倍;灰色箭头表示同层叠加,保持对称性

图2 U-net 框架

Fig. 2 U-net framework

1.3.2 核心算法

核心算法(1):交叉熵损失 + Softmax 函数^[20],见式(2)。

$$p_k(x) = \frac{e^{a_k(x)}}{\sum_{k'=1}^K e^{a_{k'}(x)}} \quad (2)$$

式(2)中, $a_k(x)$ 为输出层中第 x 个输入信号,分母为输出层中所有输入神经元信号的指数和; $a_{k'}(x)$ 为 k 层的某一个输入信号。 $Pk(x)$ 为第 k 层第 x 个神经元输出,一般指最后一层,其输出的每一个值范围为 $(0,1)$,代表神经网络输出预测的概率分布,可以通过交叉熵来计算预测的概率分布与真实样本的概率分布之间的距离。

核心算法(2):带权重惩罚,见式(3)。

$$E = \sum_{x \in \Omega} \omega(x) \log(p_{l(x)}(x)) \quad (3)$$

式(3)中, Ω 为样本集合; l 为每个像素点预先计算的真正样本的权重; ω 为用卷积核对图像做卷积处理时,卷积核中不同位置的数值,代表的是处理像素时该像素及其邻域像素对所得到的像素的影响大小,权重的绝对值越大,对应位置的像素对最终得到的像素影响就越大。为了补偿某一类别的不同像素点的频次差异,用标记根系样例对 ω 权重图进行预先计算,让机器学习区分更小的边界。

核心算法(3):权重,见式(4)。

$$\omega(x) = \omega_c(x) + \omega_0 \cdot \exp\left(-\frac{d_1(x) + d_2(x)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

式(4)中, $\omega_c: \Omega \rightarrow R$ 为用来平衡某一类频率的权重图,其中, Ω 为样本集合, R 为特征集合,引入它来提高一些像素在训练中的重要性; $d_1: \Omega \rightarrow R$ 表示某背景像素点离最近根系的边界的距离; $d_2: \Omega \rightarrow R$ 表示某背景像素点离第二近根系的边界的距离,文中设置 $\omega_0 = 10$, $\sigma \approx 5$ 个像素。即在根系边界附近的像素点赋予权重大一些,离根系比较远的像素点的权重小一些,使训练之后分类分割更准确。

1.3.3 根系提取步骤与流程

(1)机器学习,在训练过程中采用了大量的数据增强,最大程度去掉图像颜色差异,亮度变化以及成像质量上的干扰,同时在网络的 dropout 层采用了较高的阈值 0.5,较好的规避了模型过拟合的问题;(2)原始图像按 512×512 像素切割分块;(3)输出概率分布图,图像上每个像素点取值为根系的概率。通过对概率图进行二值化,确定根系的二值化图像;(4)获取的根系参数包括总根长、不同直径根长、投影面积、平均直径、根尖数。对二值化图像进行距离变换,然后保留距离变换图像上与根系骨架重合的点^[21-22],根系参数中根长使用基于脊线检测的方法获取根系的中心线,计算中心线上所有像素点的长度。这些点的值(像素长度),用来统计根系在不同位置截面的宽度 (medial_axis 变换),作为根系直径和分级的标志数据。识别的像素点面积即根系的投影面积。根据骨架图寻找图像分支的边界点来计算根系的总根尖数;(5)分块结果汇总以及过程中的二值化图、根尖图、骨架图、分级图输出。

2 结果分析

2.1 单张处理结果对比

将 2016 年 6 月 22 日玉米地下 0.8 m 的根系成像图片 (原图 $2550 \text{ pix} \times 2310 \text{ pix}$),分割成 25 个 $512 \text{ pix} \times 512 \text{ pix}$ 的图,描根总根长为 215.23 cm,自动识别根系长度为 226.32 cm,是描根根长的 105.5%,人

眼识别处理时间为 20 h,iRoot-V02 软件处理时间为 26.6 s。图 3 为 1 张分割图片,软件提取(图 3c)的根系骨架信息与肉眼识别(图 3b)基本重合。描根根粗细分级按每 0.5 mm 为一个级别,该原图分成 5 个级别(图 4a), $0.0\text{ mm}<L1\leq 0.5\text{ mm}$ 、 $0.5\text{ mm}<L2\leq 1.0\text{ mm}$ 、 $1.0\text{ mm}<L3\leq 1.5\text{ mm}$ 、 $1.5\text{ mm}<L4\leq 2.0\text{ mm}$ 、 $2.0\text{ mm}<L4\leq 2.5\text{ mm}$,不同级别根长分

别为 63.02 cm、150.43 cm、1.77 cm 和 0.01 cm, $L1$ 和 $L2$ 级别的根系最长。iRoot-V02 软件按 0.5 mm 分级,不同级别根长分别为 10.71 cm、111.01 cm、98.05 cm、6.18 cm 和 0.36 cm, $L2$ 和 $L3$ 级别的根系最长。iRoot-V02 软件采用 0.1 mm 对根系直径进行分级(图 4b), $0.8\text{—}0.9\text{ mm}$ 和 $0.9\text{—}1.0\text{ mm}$ 级别的根长最长。

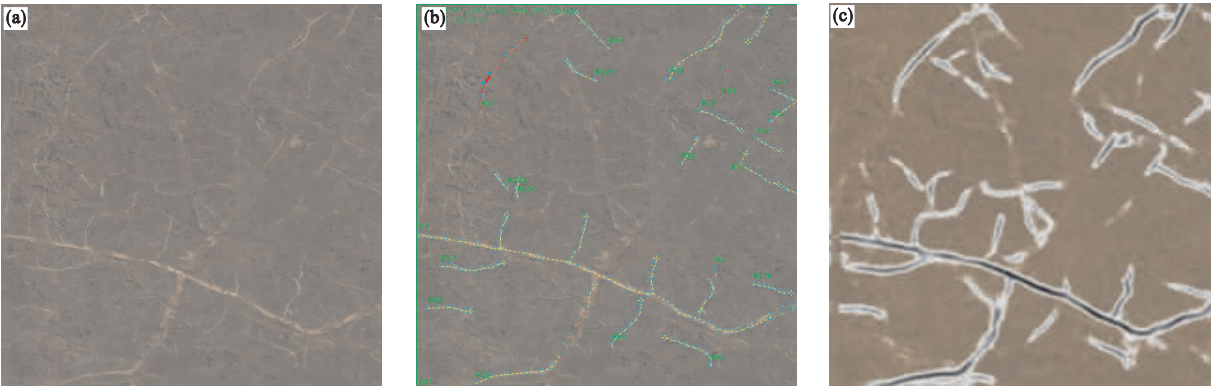


图 3 2016 年 6 月 22 日春玉米根系成像图 (a) 的人眼识别标注 (b) 与软件识别的灰度图 (c)
Fig. 3 Observed root system image (a), and manual marking image (b) as well as automatic identification image (c) for spring maize on June 22, 2016

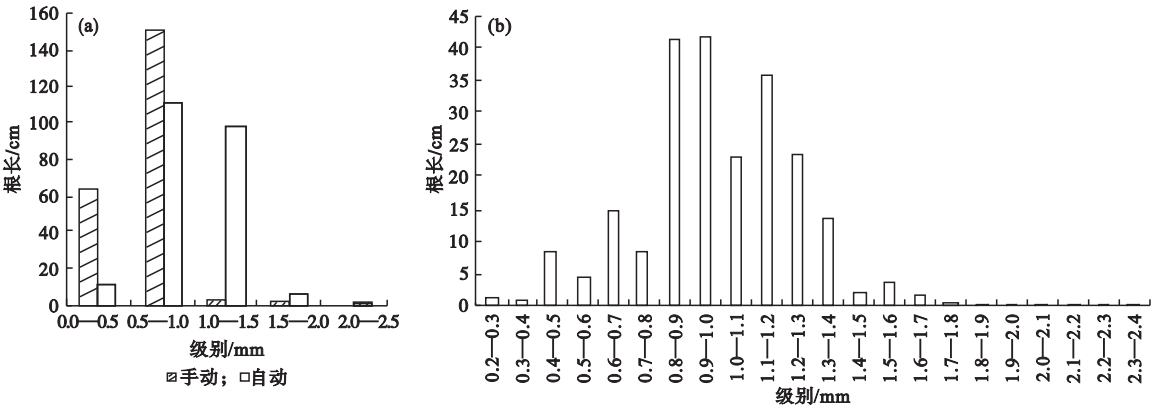


图 4 2016 年 6 月 22 日春玉米根系单张成像图片根系直径手描分级 (a) 和软件自动分级 (b)
Fig. 4 Comparison of grading root diameter for single root image between hand drawing (a) and software automatic recognition (b) for spring maize on June 22, 2016

2.2 随机图片处理结果

随机选择 32 张根系成像图片分别采用人眼识

别和软件自动识别方式计算总根长和活根长(图 5),采用 iRoot-V02 软件识别 32 张图片用时

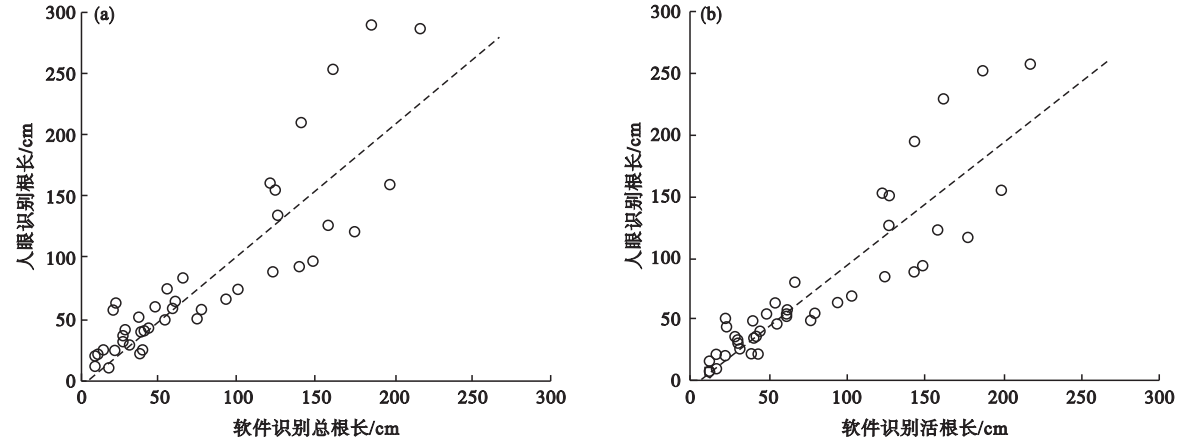


图 5 人眼识别根长与软件识别总根长 (a) 和活根长 (b) 的相关性
Fig. 5 Correlations of total root length (a) and live root length (b) between human eye recognition and software recognition

16 min。进行两种识别方法的相关分析,图 5a 所示两种识别方法总根长的相关方程为 $y = 1.067x - 6.0443$, $R^2 = 0.7632$,图 5b 所示两种识别方法活根长的相关方程为 $y = 0.9937x - 5.0396$, $R^2 = 0.7986$,软件识别活根根长结果更接近人眼识别的结果。

2.3 不同生长阶段根系变化

2016 年 6—8 月是玉米根系生长的旺盛期,在玉米拔节期(7 月 14—17 日)根系生长达到了峰值,其中根长达到了 360 cm,投影面积为 40 cm²,平均直径为 0.94 mm,此后根系的各个参数数值均明显降低(图 6)。图 7 为 40 cm 深度玉米根系长度

按 0.1 mm 分级每一级别的根长变化,颜色比例尺表示根系长度,纵坐标表示根系直径按每 0.1 mm 为 1 级,从 0—2 mm 共分成 20 级。6—8 月 15—20 mm 直径的根系和 0—6 mm 直径的根系长度变化不大,根长最长为 10 mm,随着根系直径增加和减小,根系长度在逐渐减小。5—15 mm 直径的根系最长,7 月 14—17 日根系参数的变化主要是直径 5—15 mm 这个范围的根系出现了明显的增多,可达到 28 cm 以上。

2.4 不同分辨率处理结果

在根系图片拍摄中可设定根系扫描仪不同分辨率,一般认为设定的分辨率越高获得的根系成像图

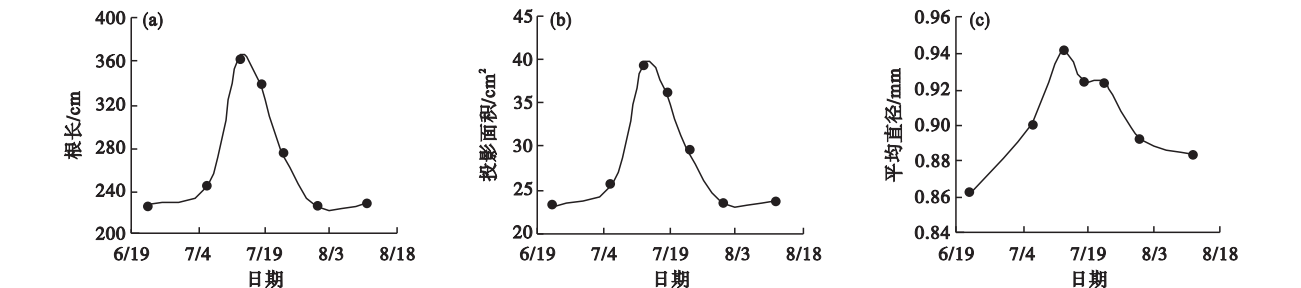


图 6 2016 年 6—8 月锦州农田野外科学试验站 40 cm 深度玉米根系成像图片根长(a)、投影面积(b)和平均直径(c)参数变化
Fig. 6 The root length (a), projected area (b), and average diameter (c) of maize root images at a depth of 40 cm from June to August of 2016 at Jinzhou farmland field scientific experimental station

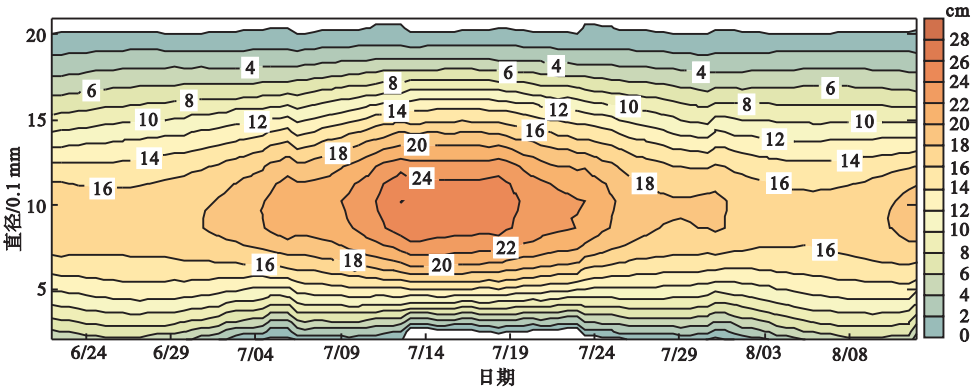
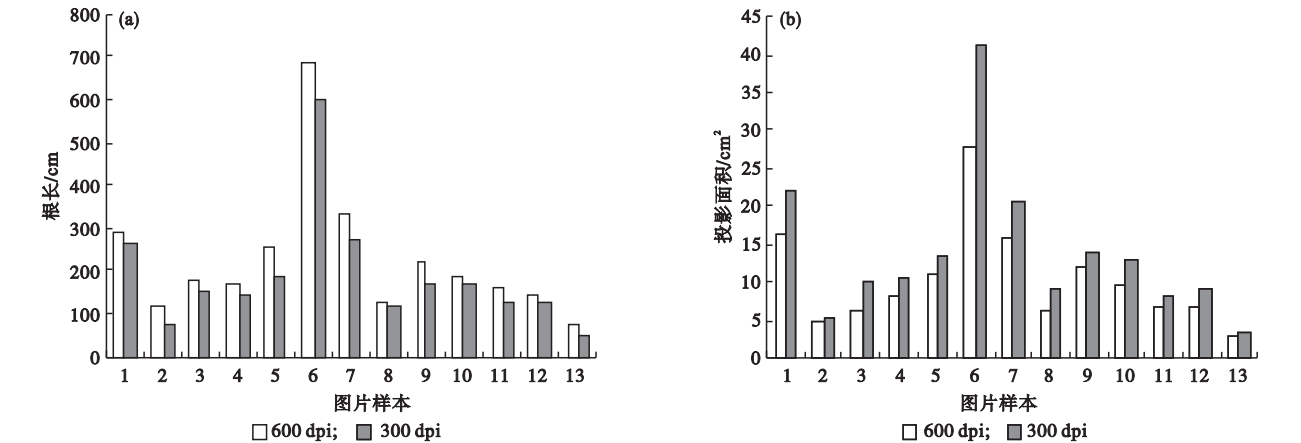


图 7 2016 年 6—8 月锦州农田野外科学试验站 40 cm 深度玉米根系直径按 0.1 mm 分级的根长变化

Fig. 7 The variation of maize root length with the diameter of 0.1 mm as grade standard at a depth of 40 cm from June to August of 2016 at Jinzhou farmland field scientific experimental station

片更清晰,但是分辨率高就会使扫描时间变长,如选择 300 dpi 分辨率扫描一张图片约 20 s,而 600 dpi 分辨率扫描一张图片约 40 s,如果选择更高分辨率进行

大批量的根系图片拍摄会增加巨大的工作量,因此在实际观测中选择一个合适的分辨率非常重要。高分辨率总根长略高于低分辨率(图8a),高分辨率



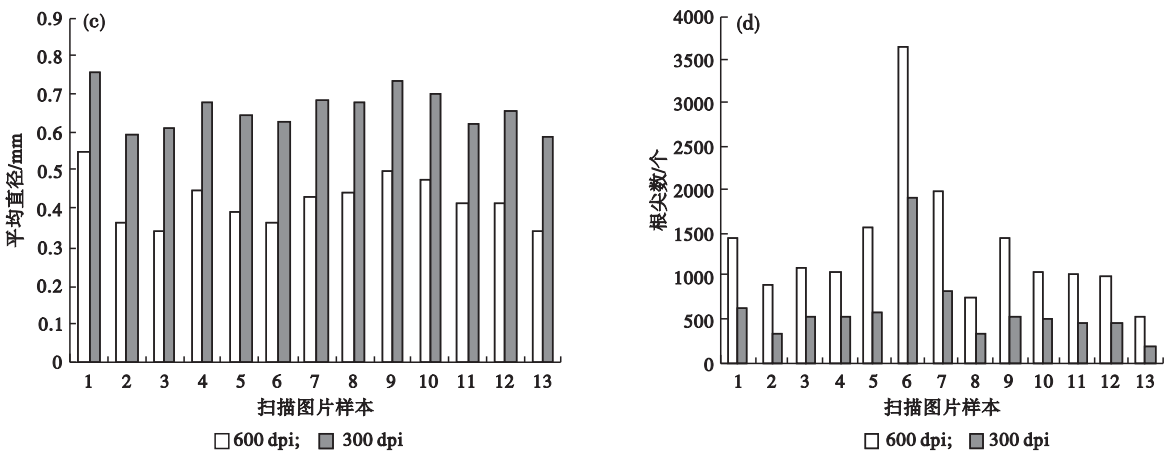


图 8 不同分辨率扫描图片的根长 (a)、投影面积 (b)、平均直径 (c)、根尖数 (d) 计算结果对比
Fig. 8 Calculation results of root length (a), projected area (b), average diameter (c), and root tip number (d) for scanned images at different resolutions

根尖数接近低分辨率的 2 倍(图 8d),因为分辨率高确实可以使软件分辨出更多的根系,但是软件也会将高分辨率图片中的土壤噪音和根系的微小凸起识别为根尖,软件后期对高分辨率图片加入平滑算法明显降低了高分辨率图片的根尖数。高分辨率拍摄的根系与土壤界限更清晰,因此投影面积(图 8b)和平均直径(图 8c)的结果低分辨率均高于高分辨率。300 dpi 和 600 dpi 两种扫描分辨率结果呈明显的相关关系,根长、投影面积、平均直径、根尖数的相关系数分别为 0.98、0.98、0.92 和 0.96,在进行大量根系拍摄时可采用较低分辨率扫描,通过回归获得准确的根系结果,提高工作效率。

3 结论与讨论

(1) iRoot - V02 软件获得了与人眼识别基本一致的春玉米根系骨架信息和长度信息,能设置 0.1 mm 等级的根系直径分级。人眼识别和软件识别根长结果的决定系数 $R^2 > 0.76$,活根长与人眼识别的决定系数大于总根长与人眼识别的决定系数,软件识别与人眼识别的准确程度与原始根系的成像图片清晰度有较大关系。微根管外的水雾、划痕会严重影响软件的识别结果。通过该软件能分辨根系生长过程,并且分辨出玉米在 2016 年 6—8 月主要是 0.7—1.3 mm 直径的根长发生变化。高分辨率扫描图片根长和根尖数大于低分辨率扫描图片、高分辨率扫描图片投影面积和平均直径小于低分辨率扫描图片,在实际观测中可以选择较低分辨率拍摄根系图片,可以采用回归方程获得较准确的结果。

(2) 根长和根直径的精度是根系研究的关键,WinRHIZO Tron MF 手动描根微小的差异可导致识别结果难以解释^[23-24],iRoot - V02 软件在机器学习后不需要对原始图片进行调整、不需要人为添加识

别刻度,能够自动适应不同的成像条件和设置,精准量化根系参数。对单张图片、多张图片、不同分辨率图片人眼识别结果与软件自动识别的根长、直径等测量值进行了比较,在单张和批处理模式下均保持了准确性,速度比人眼识别更快,适合大批量植被原位图像识别分析。当 iRoot - V02 软件用于分析其他植物物种或土壤时,可以通过机器学习提高精度。

(3) 软件后续可以通过增加算法,增加根系跟踪和分支监测等输出结果,为根系表型研究提供更多的数据,今后将建立开放的根系图像识别平台,为多学科根系图像分析提供技术支持。

参考文献

[1] 秦天元,孙超,毕真真,等. 植物根系成像技术研究进展及马铃薯根系研究应用前景[J]. 核农学报,2019,33(2):412-419.

[2] Kuijken R C, van Eeuwijk F A, Marcelis L F M, et al. Root phenotyping: from component trait in the lab to breeding[J]. Journal of Experimental Botany, 2015, 66(18):5389-5401.

[3] 葛青松,方江平. 我国根系生态学研究文献分析[J]. 高原农业,2018,2(1):83-87,12.

[4] 蔡福,明惠青,谢艳兵,等. 东北地区春玉米关键生育期干旱对根系生长的影响[J]. 气象与环境学报,2018,34(2):75-81.

[5] 刘浩翔. 基于水量平衡和氧同位素区分农田生态系统蒸散发[J]. 中国科技纵横,2019(6):224-226.

[6] 廖荣伟,刘晶淼. 作物根系形态观测方法研究进展讨论[J]. 气象科技,2008,36(4):429-435.

[7] 宋孝玉,康绍忠,沈冰,等. 蒸发条件下冬小麦田土壤水热耦合运移模拟[J]. 沈阳农业大学学报,2004,35(5):387-389.

[8] 王媛媛. 考虑植被根系动态变化的陆面过程模式发展及应用[D]. 北京:中国科学院大学,2016.

[9] 王媛媛,贾炳浩,谢正辉. 根系水力再分配对陆地碳水循环的影响——以亚马孙流域为例[J]. 中国科学:地

- 球科学,2019,49(2):456–467.
- [10] 周本智,张守攻,傅懋毅.植物根系研究新技术 Minirhizotron 的起源、发展和应用[J].生态学杂志,2007,26(2):253–260.
- [11] 肖爽,刘连涛,张永江,等.植物微根系原位观测方法研究进展[J].植物营养与肥科学报,2020,26(2):370–385.
- [12] 乐章燕,刘晶淼,廖荣伟,等.土壤温湿度对玉米根系的影响[J].玉米科学,2013,21(6):68–72.
- [13] Rose L, Lobet G. Accuracy of image analysis tools for functional root traits: A comment on Delory et al. (2017) [J]. Methods in Ecology and Evolution, 2019, 10(5):702–711.
- [14] 黄泽春,屠乃美,朱宗第,等.大田期烤烟根系生长与分布研究[J].中国烟草学报,2012,18(1):35–39.
- [15] 梁尧,蔡红光,袁静超,等.深松结合不同施肥方式对春玉米根系时空分布特征的影响[J].西北农林科技大学学报:自然科学版,2019,47(6):31–40.
- [16] Betegón-putze I, González A, Sevillano X, et al. MyRO-OT: a method and software for the semiautomatic measurement of primary root length in Arabidopsis seedlings [J]. The Plant Journal, 2019, 98(6):1145–1156.
- [17] 王嫣然,陈清亮,吴俊君.面向复杂环境的图像语义分割方法综述[J].计算机科学,2019,46(9):36–46.
- [18] 刘晶淼,贾庆宇,谢艳兵,等.根系图像扫描装置:CN203691487[P].2014–07–02[2020–08–22].
- [19] 梁新宇,罗晨,权冀川,等.基于深度学习的图像语义分割技术研究进展[J].计算机工程与应用,2020,56(2):18–28.
- [20] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Navab N, Hornegger J, Wells W, et al. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015. MICCAI 2015. Lecture Notes in Computer Science. Switzerland, Cham: Springer, 2015:234–241.
- [21] 贾庆宇,刘晶淼,谢艳兵.基于 Matlab 的玉米根系图像拼接、根系提取分析系统[J].中国农学通报,2014,30(3):98–102.
- [22] 石锐,朱鑫,刘辉,等.微根窗图像中根系的自动分割方法[J].计算机工程与应用,2013,49(23):181–185.
- [23] Rodrigues A, Santiago J, Rubio S, et al. The short-rooted phenotype of the *brevis radix* mutant partly reflects root abscisic acid hypersensitivity [J]. Plant Physiology, 2009, 149(4):1917–1928.
- [24] Mouchel C F, Briggs G C, Hardtke C S. Natural genetic variation in Arabidopsis identifies *BREVIS RADIX*, a novel regulator of cell proliferation and elongation in the root [J]. Genes & Development, 2004, 18(6):700–714.

Study on automatic recognition of root system image of spring maize in situ

JIA Qing-yu¹ XIE Yan-bing¹ ZHAO Yi-jun² WANG Rong³ LIU Jing-miao⁴ WEN Ri-hong¹

(1. Institute of Atmospheric Environment, China Meteorological Administration, Shenyang 110166, China; 2. Panjin Meteorological Service Center, Panjin 123010, China; 3. Beijing Eco-mind Technology CO., LTD, Beijing 100010, China; 4. Chinese Academy of Meteorological Sciences, Beijing 100081, China)

Abstract: Minirhizotron technology promotes the study of root phenotype, but the root length and diameter still require human eye recognition to draw the track, which consumes a lot of manpower and time. This study introduced U-Net semantic segmentation technology into plant root image recognition, and developed iRoot-V02 software based on machine learning to solve this problem. The iRoot-V02 software was used to identify the root length, diameter, projection area, and root tip number from plant root imaging images obtained by Minirhizotron technology. The results show that the average speed of iRoot-V02 software for processing 600 dpi images in batches is 26.6 seconds per picture. The skeleton information and total length of roots are essentially consistent with the human eye recognition results. According to the diameter of each 0.1 mm as a level, the correlation coefficient between the obtained root length of different diameters and the eye recognition results is larger than 0.76, reflecting that the software accurately captures the changes of root lengths of different diameters in the vigorous growth period of maize. In addition, the analysis of the parameters of root images with 300 dpi and 600 dpi resolutions shows that their results are highly correlated. Therefore, the relationship equation between low-and high-resolution root parameters can be established to confirm more accurate root parameters with the low-resolution root image and to reduce the workload. Root growth information obtained by using iRoot-V02 software is similar to that of human eye recognition. On a whole, compared with human eye recognition, iRoot-V02 has great advantages in mass root image intelligent recognition, automation and fast target detection.

Keywords: Root image; Automatic identification; iRoot-V02 software