

冉颖杭, 谢天铎, 霍连飞, 等. 农田背景噪声下的土壤结构体数字图像信息特征[J]. 江苏农业学报, 2019, 35(2): 313-320.
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2019.02.011

农田背景噪声下的土壤结构体数字图像信息特征

冉颖杭¹, 谢天铎¹, 霍连飞¹, 孙克润², 丁启朔¹, 何瑞银¹, 汪小昂¹

(1. 南京农业大学工学院/江苏省智能化农业装备重点实验室, 江苏 南京 210031; 2. 银华春翔有限公司, 江苏 连云港 222200)

摘要: 智慧农业的技术基础是基于机器主体的农情信息获取、加工与分析。土壤结构管理是智慧农业的重要子模块,但目前尚不清楚农田背景噪声下土壤结构体的图像信息特征以及目标信息的信噪分离、纯化和加工方法。本研究逐级递进界定田间土壤结构体的数字图像信息特征,并针对自然光源、秸秆及有机质混杂、土壤结构体孔隙等噪声源逐一处理,同时引入了线段法、体视概率法定量土壤结构体信息。筛分法所得结果用于对照。结果表明农田背景下土壤结构体信息受多重环境背景噪声影响,为此需要进行系统补光、噪声过滤、土壤孔隙形态修补等技术处理才能够实现基于机器主体的土壤结构体目标信息获取。运用线段法和体视概率法均能较好地定量土壤结构体的尺度分布信息,线段法与体视概率法所得到的土壤结构体的累积分布数据与筛分数据的相关性(R^2)大于0.96、均方根误差(RMSE)小于0.1 mm。

关键词: 数字图像; 原位分析; 土壤尺度分布; 线段法; 体视概率法

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2019)02-0313-08

Information characteristics of digital images of in-situ soil structure under the background noise in the farmland

RAN Ying-hang¹, XIE Tian-hua¹, HUO Lian-fei¹, SUN Ke-run², DING Qi-shuo¹, HE Rui-yin¹, WANG Xiao-chan¹

(1. College of Engineering, Nanjing Agricultural University/Key Laboratory of Intelligent Agricultural Equipment in Jiangsu Province, Nanjing 210031, China; 2. Yinhuachunxiang Co., Ltd., Lianyungang 222200, China)

Abstract: The technological basis of intelligent agriculture is concerned with machinery-based system for information collection, processing and analysis. Management of soil structure is a key sub-model for intelligent agriculture. However, little has been reported on the image characteristics of soil structural information in-situ, not to mention the separation of target information from background noise, signal purification and processing. Step-by-step definition was made to illustrate the information characteristics of soil structural images. Technological solutions were made for each specific background noise such as supplementary lighting, filtering of straw noises, and soil pores and clods boundary patching etc. Line section

method and volume probability method were applied for soil structural information statistics. In addition, sieving method was used to collect soil structural information as a referencing basis. It was found that, under field conditions, soil structural information was intensely affected or even merged in the background noises. It was thus necessary to implement artificial lighting, straw noise filtering, patching or fixing on the soil pores. Both line section method and volume probability method quantified soil structural information satisfactorily. As compared with the sieving

收稿日期: 2018-07-18

基金项目: 国家大学生创新性实验计划项目(201710307100); 国家重点研发计划“粮食丰产增效科技创新”重点专项(2016YFD0300900); 江苏省苏北科技专项(ZL-LYG2017008); 江苏省农业科技自主创新基金项目[CX(17)1002]

作者简介: 冉颖杭(1997-), 女, 重庆人, 本科, 主要从事土壤物理力学的研究。(E-mail) r.yinghang@outlook.com

通讯作者: 丁启朔, (E-mail) qsding@njau.edu.cn

method ($R^2 > 0.96$, $RMSE < 0.1$ mm), both methods provided higher results.

Key words: digital image; in-situ analysis; size distribution; line section method; volume probability method

多维度农情信息的获取、管理、决策是精准生产管理的基础^[1]。不过传统农业在获取土壤、作物等农情信息时多离不开专家经验与主观判断,此类农情信息处理模式不能适应全过程无人干预的信息化农业要求。因此智慧农业的关键技术基础是实现土壤、作物等农情信息对象的机器自主识别与获取。作物生产系统中的土壤质量决定着土地生产力,是基础且关键的资源要素,因此也是智慧农业的一个关键农情信息对象。

传统的田间土壤结构体信息靠筛分法获取,但近年来基于专家现场视觉打分[VESS(Visual Evaluation of Soil Structure) ^[2-3], VSA(Visual Soil Assessment)]^[4-5]等评价方法正受到广泛关注。筛分法分析土壤结构体信息^[6]费时费力,也会因外力撞击等因素造成土壤结构体的破坏。VESS是由专业人员按照规范的土壤结构体质量打分表并结合自身感官打分评价,主观因素难于消除。与传统方法相比,信息农业及智慧农业愈加提倡农情信息的获取及加工全过程的自动化和智能化,其最显著的特征是脱离专家干预和人为干扰。计算机图像分析技术具有定量准确、处理快速、平台兼容性强(可搭载手机^[7-8]、无人机^[9]、车载平台^[10]等)的特性,已被广泛运用于定量评价农情信息和土壤质量信息。相关学者运用图像法指标化某些土壤结构体的物理、化学特征,如表面几何外形^[11-13]、孔隙^[14-15]、含水率^[16-17]、粗糙度^[18]、质地^[19]等信息。Ferlund等^[20]和Kumara等^[21]分析了人为分离和排列摆铺的土壤结构体的图像,建立了土壤的二维图像数据与筛分质量信息之间的关系。Bogrekci等^[22]针对无秸秆和杂草的纯净田间背景条件下的耕后土壤结构体进行图像信息处理,获取平均土块粒径信息。Chimi-chiadjeu等^[23-24]和Taconet等^[25]在复杂的田间环境研究原位土壤结构体的外轮廓图像分割和识别,旨在得到土壤结构体的数量、位置以及轮廓粗糙度信息。

虽然近年来数字图像技术在土壤结构的微观指标评价方面取得了较好的效果,但其在解决田间实际问题方面仍然较为局限,很少涉及在生产实践上的应用。农田环境的背景噪声来源多样、表现复杂,从不同层面干扰甚至淹没农情信息,田间条件基于机器视

觉的土壤结构体信息除了表现为土壤结构体与背景颜色相近^[22]、土壤结构体形状非结构化等^[1],自然光照、作物、秸秆、杂草、土壤结构孔隙等各种要素相互交织混杂,必然严重干扰甚至淹没目标信息对象。因此,为了实现基于机器主体的自主农情信息获取,必须提供一套基于田间生产环境的农情信息描述、界定和信息处理技术规范。本研究从农情信息获取的角度研究最小化人为干预条件下基于原位机器视觉技术的土壤结构体信息特征及相关技术。

1 材料与方法

1.1 试验区概况及田间试验

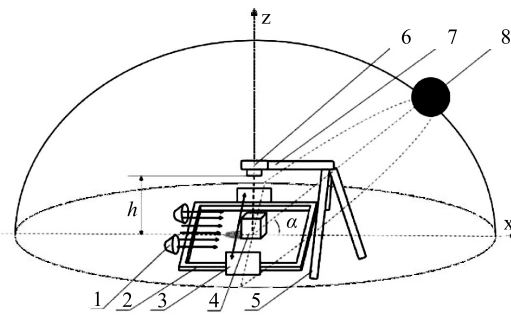
田间试验于2017年12月水稻收获后进行,试验地点位于南京市六合区八百桥试验田(118°59'E, 31°98'N),试验田地势平坦,土壤类型为壤质黏土。土壤pH值7.6,土壤砂粒、壤粒、黏粒、有机物质量分数分别为24.06%、40.39%、35.55%和2.27%,液限41.94%,塑限25.18%。试验所在区域长期稻麦轮作,水稻收获后全量秸秆还田,使用免耕开沟覆土复式作业方式,一次性完成旋耕灭茬、开排水沟并完成播种施肥,因此属于全量秸秆还田的稻茬麦轻简栽培模式。作业后水稻秸秆均匀混杂在耕作层,土壤结构体呈块状分布。

1.2 土壤结构体数字图像信息采集

试验田间随机选取3个取样点,将内边长为500 mm×500 mm的取样框放置在地表,在三角支架的悬臂末端安装数码相机(图1),相机型号为SONYILCE-6300,拍摄时光圈值设为3.5,曝光补偿为-0.3,最大光圈为3.617,相机离地高度(h)为760 mm。利用框架上两侧粘附的标准尺寸进行图像标定,得到数字图像的像素-毫米换算系数(p)。为减小镜头畸变,使用铅坠辅助,将相机位置调整到框架中心点的正上方。另外,为消除太阳偏角的影响,在朝向太阳偏角方向的取样框一侧使用2个主要光源消除土壤结构体的阴影遮挡,同时在 y 轴两侧设置辅助光源平衡取样框内土壤结构体的整体亮度。

1.3 土壤结构体数字图像的信息处理

1.3.1 图像几何矫正 机器视觉所得目标图像的几何畸变使用郭文川等^[26]提出的矫正技术,以取样



1:两个主要光源;2:500 mm×500 mm的框架;3:两个辅助光源;
4:目标物体;5:三脚架;6:相机;7:三脚架悬臂;8:太阳; $h=760$
mm; $\alpha=40.71^\circ$ 。

图1 土壤图像采集简图

Fig.1 Sketch map of catching the image of soil

框边框作标定基准并依次进行如下处理:获取图像的4个边界点坐标,坐标变换还原至等比关系,得到其坐标变化规律,将此坐标变换规律应用于土壤结构体的数字图像矫正,还原土壤结构体的真实形状和大小。

1.3.2 土壤结构体目标信息分割 土壤结构体图像采用阈值分割法从背景中分离出来。但鉴于表层土壤结构体大小不一、垒积排列无序,造成相邻土壤结构体并不满足单一 z 轴方向轮廓贴合,形成高低落差的间隙。该间隙是人眼视觉分辨土壤结构体的重要主观依据,在图像中则是呈现出不同的灰度特征:间隙越深,灰度值越低。在目标信息分割过程中,可使用自动计算或人工设定的阈值,将低于该阈值的田间背景及轮廓变为黑色,将高于该阈值的表层土壤结构体变为白色。本试验将 Otsu 自动阈值法^[27]所获取的阈值与人工设定阈值(0.1、0.2、0.3、0.4)作比较,用以确定最佳阈值范围。

1.3.3 土壤结构体的形态信息过滤 秸秆还田等保护性农业条件下土壤结构体的形态特征复杂,秸秆、根系等生物质干扰,土壤孔隙、根系及土壤结构的微观表象丰富,且土壤、秸秆等对象随自然光照度、环境水分等条件的变化而变化。因此使用数字图像的闭运算处理,利用圆形且大小为5像素的结构元素,填充土壤结构体图像中比结构元素小的缺口、孔隙等形态学缺陷(图像信息噪声过滤)。相反,对于秸秆、杂草及根系导致的边界毛刺等信号噪声调用开运算(结构元素大小、形状与闭运算相同)处理进行信息过滤提纯^[28]。

1.4 土壤结构体数字图像的信息分析

1.4.1 线段法分析 线段法是一种蒙特-卡罗法,广泛运用于爆堆块度的评价^[29]。假设每一个土壤微粒都是按照相同方向排列的,有单位截面积(A)的棱柱组合,则每一组的体积可以看作该组内每个土块棱柱体的长度(l_j)与 A 的乘积。则各组的相对含量可以用棱长之比表示,即土壤结构体的径级-体积比关系:

$$\varphi_i = \frac{v_i}{V} = \frac{\sum_{j=1}^n l_j \times A}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n l_j \times A} = \frac{\sum_{j=1}^n l_j}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n l_j} \quad (1)$$

式中: v_i 表示第 i 组土壤结构体体积, V 表示土壤总体积。

1.4.2 体视概率法分析 体视概率法是张继春等运用体视学原理解决矿岩爆破块度分布问题的另一种新方法,该方法从统计学角度出发,通过探究爆堆表面反映出的岩块大小与爆堆块度分布之间存在的概率关系,岩块被随机布线截出的线段长度与该岩块的尺寸之间的关系,来测定爆堆块度组成^[30]。鉴于耕作层的土壤结构体与岩块类似的特征,因此借鉴该方法进行分析,具体技术路线如下:

(1) 土壤结构体在各尺度区间的数量密度(N_V)与直径为 D 的球体被截出的弦长数量密度(N_L)之间的关系,即:

$$N_{V_i} = \frac{4}{\pi \Delta^2} \left[\frac{N_{L_i}}{2i-1} - \frac{N_{L_{(i+1)}}}{2i+1} \right] \quad (2)$$

式中: i 表示第 i 组, Δ 表示组距。

(2) 在相同尺度区间的土壤结构体的体积(v_i):

$$v_i = C_V (i \Delta)^3 V_0 N_{V_i} \quad (3)$$

式中: V_0 为耕后土壤结构体的总体积, C_V 为土块体积形状修正系数。张继春等^[30]将块度等距分组,但鉴于等距分组不能很好地反映土壤结构体在各尺度区间的分布情况^[31],因此按照2倍频尺度分组修订该公式。令第 k 组尺寸范围为 $2^k \sim 2 \times 2^k$ mm ($k=1,2,3,4,\dots,n$),可将土壤结构体大小分为: $0 \sim 2^k, 2^k \sim 2 \times 2^k, 2 \times 2^k \sim 3 \times 2^k$,组数 $t=3$ 组,组间距 $\Delta = 2^k$ 。则土壤结构体块度在 $2^k \sim 2 \times 2^k$ mm 内的体积为 $i=2$,即:

$$v_{k_2} = C_{V(2 \times 2^k)}^3 V_0 N_{V_2} = \frac{32 C_V V_0}{\pi} \times 2^k \left[\frac{N_{kL_2}}{3} - \frac{N_{kL_3}}{5} \right] \quad (4)$$

(3) 得到各尺度区间的土壤结构体径级-体积关系为:

$$\varphi_k = \frac{v_{k_2}}{V_{k_2}} = \frac{2^k \left[\frac{N_{kL_2}}{3} - \frac{N_{kL_3}}{5} \right]}{\sum_{k=1}^i 2^k \left[\frac{N_{kL_2}}{3} - \frac{N_{kL_3}}{5} \right]} \quad (5)$$

式中 V_{k_2} 表示各组分体积之和。

1.5 土壤结构体的数字图像信息统计

1.5.1 图像随机布线 在土壤结构体形态信息过滤前、过滤后的图像上分别随机布上若干条直线,分为3种布线方法:①随机布置600条水平直线,②随机布置600条垂直直线,③布置水平和垂直直线各300条。

1.5.2 土壤结构体尺度测定 随机线上的像素点灰度值持续等于1的像素个数则是该土壤结构体切割线段得到的分段长度,而直线被土壤结构体实际切割的长度则要乘以 p (即标尺上像素个数/标尺长度)。

1.5.3 统计分析 (1)对于线段法:将图像中随机布线得到的所有被切割的线段长度,按照2.1~4.0 mm、4.1~8.0 mm、8.1~16.0 mm、16.1~32.0 mm、32.1~64.0 mm、64.1~128.0 mm 梯度进行分组,并将每组内的所有线段求长度和: $L_i = \sum_{j=1}^n L_j$; 各组长度和 (L_i) 与总线段的长度和之比则为该组的相对含量。

(2)体视概率法:统计随机线被土块边界截得的线段长度在2.1~4.0 mm、4.1~6.0 mm ($k=1$); 4.1~8.0 mm、8.1~12.0 mm ($k=2$); 8.1~16.0 mm、16.1~24.0 mm ($k=3$); 16.1~32.0 mm、32.1~48.0 mm ($k=4$); 32.1~64.0 mm、64.1~96.0 mm ($k=5$) 范围内的线段数量 [N_{kL_i}], 代入(5)式求得土壤结构体的体积比。

1.6 土壤结构体的筛分分析

使用传统的筛分法获取土壤结构体的尺度信息作为检验基准,将拍照后的样点耕层土壤结构体取出。按2倍频尺度筛分,筛孔直径分别为2 mm、4 mm、8 mm、16 mm、32 mm、64 mm,获取土壤结构体的尺度分布数据,进而结合称质量得到各级土壤结构体的径级-质量关系:

$$\varphi_i = \frac{m_i}{\sum_{i=1}^n m_i} \quad (6)$$

式中 φ_i 为 i 级土壤结构体的块度比, m_i 为 i 级土壤结构体的质量。

2 结果与分析

2.1 土壤图像处理

2.1.1 原位补光 在仅通过自然光照、不进行预处理的田间,其土壤结构体的数字图像信息受多重干扰噪声影响。除日中短暂的太阳直射时段之外,因自然光线入射角动态引起的田间阴影遮挡难于消除,人工光源补光处理是不可缺少的必要措施。自然光照条件下因太阳偏角引起原位土壤结构体数字图像阴影噪声(图2a),令后续信息处理难于实现。补光后的照片(图2b)有效消除了原位阴影噪声。

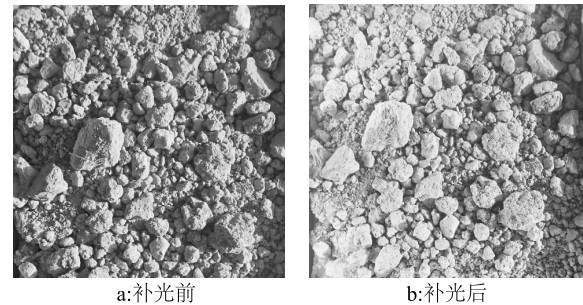


图2 旱作撂荒耕后地表土壤结构体图像的原位补光前后对比
Fig.2 Comparison between original images and image with supplementary lighting in fallowed dryland field

2.1.2 图像几何矫正 机器视觉的镜头畸变造成土壤结构体形态失真,因此,在田间加入取样框的数字图像几何矫正是土壤结构体数字图像信息纠偏的重要环节(图3)。

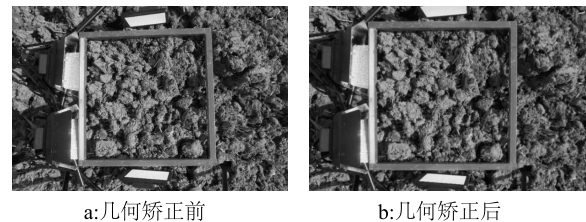
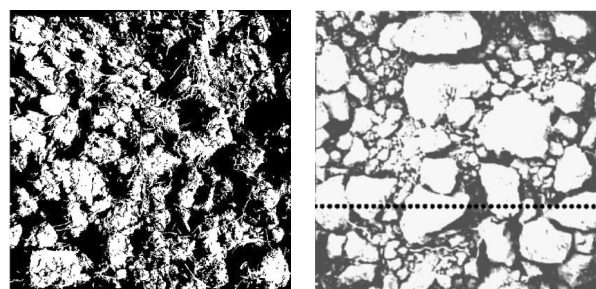


图3 稻麦轮作制的耕后土壤结构体数字图像几何矫正前后对比
Fig.3 Comparison between original images and geo-corrected images of soil structure in rice-wheat rotation

2.1.3 土壤结构体目标信息分割结果 在 MATLAB R2017a 中进行阈值分隔 ($level = 0.3$) 后,土壤结构体的形态边界有突起结构,不够圆滑(图4a),

显著有别于 Bogreki 等^[22]的研究结果(图 4b)以及旱作制的土壤结构体。这是由于实际生产环境条件下秸秆、杂草等的影响,不便机器自动识别,表明在这一阶段不加人工处理的土壤结构体信息复杂。



a:常规水稻土土壤结构体二值图 b:选择性处理的砂壤土土壤结构体二值图^[22]

图 4 未加处理(a)和选择性处理(b)的土壤结构体二值化图像信息对比

Fig.4 Comparison of binary images of soil structure from untreated paddy soil and selectively treated sandy loam

2.1.4 土壤结构体的形态信息过滤 经形态学开运算、闭运算处理后所得土壤结构体图像信息见图 5a,此时的图像信息特征表明稻茬田的耕层土壤结构体形态复杂,极不规则。将所得结果(图 5a)叠加到原始图像上得到复合叠加图像(图 5b),可以发现经由补光、畸变矫正、二值化、去噪、修补等技术处理后所得的数字土壤结构体信息与原位土壤结构体信息准确的匹配和全覆盖。

表 1 土壤结构体原位图像信息的分析结果

Table 1 The result of in-situ image processing for soil structure

方法	布线方法	组别	土壤结构体尺度分布(mm)						RMES (mm)	R ²
			2~4	2~8	2~16	2~32	2~64	2~128		
筛分法			0.008	0.022	0.057	0.218	0.600	1.000		
线段法	水平 600 条	a	0.016	0.054	0.142	0.360	0.683	1.000	0.077	0.991
体视概率法			0.011	0.037	0.103	0.283	0.601	1.000	0.033	0.998
线段法	垂直 600 条	b	0.016	0.057	0.145	0.360	0.678	1.000	0.077	0.991
体视概率法			0.009	0.039	0.102	0.283	0.590	1.000	0.034	0.998
线段法	水平 300 条	a	0.014	0.041	0.113	0.276	0.608	1.000	0.034	0.998
体视概率法			0.010	0.029	0.093	0.197	0.538	1.000	0.031	0.997
线段法	垂直 300 条	b	0.011	0.040	0.114	0.271	0.606	1.000	0.033	0.998
体视概率法			0.007	0.027	0.092	0.192	0.544	1.000	0.029	0.997
线段法	水平 300 条	a	0.014	0.049	0.122	0.311	0.642	1.000	0.507	0.996
体视概率法			0.008	0.035	0.092	0.237	0.564	1.000	0.023	0.999
线段法	垂直 300 条	b	0.014	0.050	0.131	0.317	0.652	1.000	0.056	0.996
体视概率法			0.009	0.036	0.100	0.240	0.570	1.000	0.024	0.999

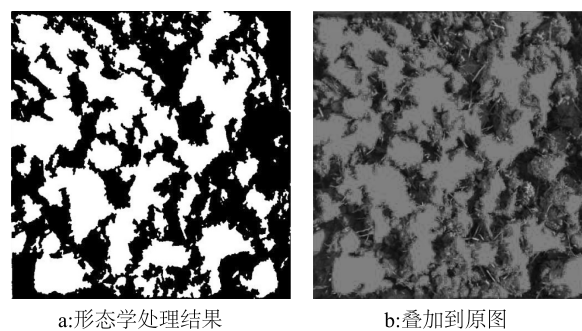


图 5 土壤结构体的数字图像信息分离与提纯后的质量状态
Fig.5 Image quality of soil structure after signal separation and purification

2.2 统计分析

对信息纯化后的土壤结构体数字图像进行 Pearson 相关性分析及均方根误差分析,每个样品均分别采用 3 种布线处理,每种布线处理重复 2 次,将布线得到的数据分别用线段法、体视概率法计算。表 1 显示其中 1 个样点所得的 12 次试验结果。重复试验数据误差控制在 0.05 以内,表明试验数据稳定。表 1 显示线段法和体视概率法得到的数据与筛分数据相比, $R^2 > 0.96$, $RMES < 0.100$ mm,故 2 种方法都能很好地反映土壤结构体尺度分布状况;同时体视概率法($R^2 = 0.991$, $RMSE = 0.053$ mm)相较线段法($R^2 = 0.986$, $RMSE = 0.109$ mm)精度更高。图 6 显示体视概率法与筛分曲线吻合更好,尤其是在 2~32 mm 尺度区间,故体视概率法计算出的土壤块度分布数据更为精确。

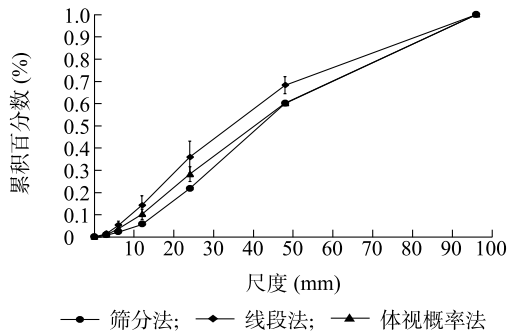


图 6 水平垂直直线的土壤结构体尺度分布图
Fig.6 The soil clod cumulative distribution by horizontal and vertical detection

对比水平布线、垂直布线、水平垂直共同布线 3

种布线方法可以得出,这 3 种方法没有明显的优劣差异;但综合评价结果表明水平垂直共同布线法获得的数据更优且稳定。从表 2 中可以看出该试验田图像分割的最佳阈值为 0.2~0.4,可通过插值法在该范围内得出最佳阈值;Otsu 法得出的阈值虽不是最佳阈值,但其 $R^2 > 0.95$, $RMES < 0.200$ mm。故对于精度要求不高的试验,可在 0.2~0.4 人工设定阈值或选用 Otsu 法计算出阈值。形态学处理前和处理后的图像信息经水平垂直布线后所得的体视概率数据见表 3。与形态学处理前的数据相比较,形态学处理后的 R^2 的平均值由 0.906 提升至 0.990, $RMES$ 的平均值由 0.274 mm 缩小至 0.055 mm,测量精度明显有所提高。

表 2 不同阈值的试验结果

Table 2 The result of different thresholds

组别	Level=0.1		Level=0.2		Level=0.3		Level=0.4		Level=Otsu 法得出阈值	
	RMES(mm)	R^2	RMES(mm)	R^2	RMES(mm)	R^2	RMES(mm)	R^2	RMES(mm)	R^2
1	0.231	0.856	0.126	0.959	0.091	0.987	0.194	0.947	0.196	0.947
2	0.152	0.920	0.066	0.987	0.023	0.999	0.170	0.957	0.144	0.969
3	0.597	0.295	0.162	0.932	0.084	0.982	0.111	0.977	0.098	0.982

表 3 水稻土二值图像经形态学处理前后试验结果

Table 3 The result of the paddy soil's binary image before and after morphology operation

组别	形态学处理	土壤结构体尺度分布(mm)						RMES(mm)	R^2
		2~4	2~8	2~16	2~32	2~64	2~128		
1	前	0.062	0.188	0.424	0.805	0.988	1.000	0.293	0.916
	后	0.010	0.041	0.098	0.360	0.749	1.000	0.041	0.997
2	前	0.060	0.166	0.347	0.641	0.917	1.000	0.254	0.914
	后	0.009	0.036	0.100	0.240	0.570	1.000	0.024	0.999
3	前	0.071	0.177	0.379	0.703	0.967	1.000	0.275	0.888
	后	0.006	0.031	0.085	0.233	0.573	1.000	0.099	0.974

3 讨论

信息农业或智慧农业的技术基础是在最小化人为干预前提下的智能装备自主信息采集、加工和分析。本研究结果表明,基于生产环境条件的农情信息受多元背景噪声影响,目标农情信息被严重干扰或淹没,因此需要针对不同的生产环境条件下的各类农情信息对象进行系统的描述和界定。以往针对土壤结构体信息的研究通常对所处环境条件进行过

度的简化处理(如取出土壤并摆放在白板上^[5,7-9])或者加入了很多人为经验的修订(如选择性地理条件、刻意的耕作处理等),其结果不仅造成研究成果难于显示出生产环境下农情信息对象的真实特征及复杂性,而且也不便于推进基于智能装备自主化的农情信息获取与分析。本研究针对稻茬田耕层土壤结构体的研究仍有一定的局限性,对田间自然光源动态适应性、耕作层土壤结构体的表观信息特殊性的成因分析、不同轮作制及气候动态条件的土壤结

构体数字图像信息动态等都缺乏系统的试验设计和深入探讨。不过本研究的结果能够反映出今后针对不同大田生产环境下各类农情信息对象开展系统研究的紧迫性和复杂性,以及在技术设计过程中如何规避人为要素参与的重要性。

田间耕作层土壤结构体的数字图像信息掺杂了来源复杂的背景噪声,自然光照、作物与杂草、土壤水分、仪器参数等各种噪声源都需要一一梳理、界定和标定。因此,土壤结构体信息的分离、纯化、信噪比增强等技术基础不仅需要完善的多学科理论与技术集成,更需要数字图像处理技术及指标的定量表达。本研究采用原位补光、阈值分割、几何矫正、形态学处理等方法将土壤结构体的信息准确的提取出来,同时为了从二维图像中得到土壤结构体三维的尺度特征,借鉴了爆破领域的线段法^[29]、体视概率法^[30],以获得土壤的尺度分布信息。

线段法和体视概率法得到的土壤结构体的累积分布图与筛分法得到的累积分布图有相同的趋势,且累积分布数据有较高的相似度($R^2 > 0.96$)。因此线段法和体视概率法均能很好地反映土壤尺度分布的情况。体视概率法比线段法精确度更高,尤其是在小尺度范围内,更能反映土壤结构体的尺度分布情况。

水平和垂直共同布线的方法相比单垂直或单水平布线方法,获得的数据更稳定,能保证准确获取土壤结构体的尺度分布情况。

采用 Otsu 自动阈值法计算出的阈值或在 0.2~0.4 选取阈值能得到较高精度的试验结果。

通过形态学处理之后的图像比仅阈值分割后的图像精确度更高。

参考文献:

- [1] 何勇,赵春江,吴迪,等. 作物-环境信息的快速获取技术与传感仪器[J]. 中国科学(信息科学), 2010(S1):5-24.
- [2] GUIMARÃES R M L, JUNIOR A F N, SILVA W G, et al. The merits of the Visual evaluation of soil structure method (VESS) for assessing soil physical quality in the remote, undeveloped regions of the Amazon basin[J]. Soil & Tillage Research, 2016, 173:75-82.
- [3] ASKARI M S, CUI J, HOLDEN N. The visual evaluation of soil structure under arable management[J]. Soil & Tillage Research, 2013, 134:1-10.
- [4] BALL B C, BATEY T, MUNKHOLM L J. Field assessment of soil structural quality—a development of the Peerkamp test[J]. Soil Use & Management, 2010, 23(4):329-337.
- [5] MONCADA M P, GABRIELS D, LOBO D, et al. Visual field assessment of soil structural quality in tropical soils[J]. Soil & Tillage Research, 2014, 139(2):8-18.
- [6] 中国机械工业部. 旋耕机械试验方法:GB/T5668.3-1995 [S]. 北京:中国标准出版社, 1995
- [7] 姚青,张超,王正,等. 分布式移动农业病虫害图像采集与诊断系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2017, 33(S1):184-191.
- [8] 周俊,王明军,邵乔林. 农田图像绿色植物自适应分割方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(18):163-170.
- [9] 杨超,苏正安,马菁,等. 基于无人机影像快速估算矿山排土场边坡土壤侵蚀速率的方法[J]. 水土保持通报, 2016, 36(6):126-130.
- [10] HASEGAWA H, TAKIGAWA T, KOIKE M, et al. Studies on visual recognition of an agricultural autonomous tractor: detection of the field state by image processing[J]. Japanese Journal of Farm Work Research, 2000, 35(3):141-147.
- [11] 高雅,丁启朔,李毅念,等. 土壤结构的数字图像分析方法与指标[J]. 土壤通报, 2015, 46(3):513-518.
- [12] AL-ROUSAN T, MASAD E, TUTUMLUER E, et al. Evaluation of image analysis techniques for quantifying aggregate shape characteristics[J]. Construction & Building Materials, 2007, 21(5):978-990
- [13] 毕利东,张斌,潘继花. 运用 Image J 软件分析土壤结构特征[J]. 土壤, 2009, 41(4):654-658.
- [14] 李德成,VELDE B,张桃林. 利用土壤切片的数字图像定量评价土壤孔隙变异度和复杂度[J]. 土壤学报, 2003, 40(5):678-682.
- [15] BIRD N, DÍAZ M C, SAA A, et al. Fractal and multifractal analysis of pore-scale images of soil[J]. Journal of Hydrology, 2006, 322(1-4):211-219.
- [16] 张荣标,何加祥,吴涛,等. 基于图像处理的土壤表层含水率在线检测方法研究[J]. 农业工程学报, 2007, 23(10):57-61.
- [17] 鲍艳松,刘良云,王纪华,等. 利用 ASAR 图像监测土壤含水量和小麦覆盖度[J]. 遥感学报, 2006, 10(2):263-271.
- [18] BRYK M. Evaluation of soil aggregate surface roughness by image analysis[J]. Soil Science Annual, 2012, 63(2):9-13.
- [19] SOFOU A, EVANGELOPOULOS G, MARAGOS P. Soil image segmentation and texture analysis: a computer vision approach[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2005, 2(4):394-398.
- [20] FERNLUND J M R, ZIMMERMAN R W, KRAGIC D. Influence of volume/mass on grain-size curves and conversion of image-analysis size to sieve size[J]. Engineering Geology, 2007, 90(3/4):124-137.
- [21] KUMARA G, HAYANO K, OGIWARA K. Image analysis techniques on evaluation of particle size distribution of gravel[J]. International Journal of Geomate Geotechnique Construction Materials & Environment, 2012, 3(1):290-297.

- [22] BOGREKCI I, GODWIN R J. Development of an image-processing technique for soil tilth sensing[J]. Biosystems Engineering, 2007, 97(3):323-331.
- [23] CHIMI-CHIADJEU O, HÉGARAT-MASCLE S L, VANNIER E, et al. Automatic clod detection and boundary estimation from digital elevation model images using different approaches[J]. Catena, 2014, 118:73-83.
- [24] CHIMI-CHIADJEU O, VANNIER E, DUSSÉAUX R, et al. Influence of gradient estimation on clod identification on a seedbed digital elevation model[J]. Environmental & Engineering Geoscience, 2012, 17(4):337-352.
- [25] TACONET O, VANNIER E, HÉGARAT-MASCLE S L. A contour-based approach for clods identification and characterization on a soil surface.[J]. Soil & Tillage Research, 2010, 109(2):123-132.
- [26] 郭文川,周超超,韩文霆. 基于 Android 手机的植物叶片面积快速无损测量系统[J]. 农业机械学报, 2014, 45(1):275-280.
- [27] OHTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 2007, 9(1):62-66.
- [28] RAFAEL C G, RICHARD E W, STEVEN L E. 数字图像处理的 MATLAB 实现[M]. 北京:清华大学出版社, 2013.
- [29] 林大泽. 爆堆块度评价方法研究的进展[J]. 中国安全科学学报, 2003, 13(9):9-13.
- [30] 张继春,钮强,徐小荷. 测定爆堆块度组成的新方法——体视概率计算法[J]. 中国有色金属学报, 1995(4):25-30.
- [31] 丁启朔,潘根兴,丁为民. 稻田耕后土壤结构的描述方法与指标——以南京江浦农场为例[J]. 土壤通报, 2011, 42(1):1-6.

(责任编辑:陈海霞)