doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.07.061

基于 Micro－CT 的土壤结构变化三维可视化量化表征方法

仲伟正　史卓林　张合虎　康子涵　杨增玲　韩鲁佳
（中国农业大学工学院，北京 100083）

摘要：机械压实是导致土壤结构和功能改变，进而制约农业可持续发展的重要因素之一。本文采集砂土、壤土和粘土 3 种不同质地土壤，采用机械加压方式模拟制备了不同压实程度的土壤样品，并使用先进的 Skyscan 1275 Micro－CT 系统进行样品扫描。比较了主动轮廓（AC）、标记分水岭（MBW）和 K-means 3 种不同算法对土壤孔隙和团聚体结构样品 Micro－CT 图像的分割效果，结果表明 K-means 图像分割算法最优。采用形态学分水岭算法和 Canny 边缘检测算法有效实现了土壤团聚体和孔隙个体的原位分离。基于 K-means 分割算法，优化提出了一种土壤物理结构 Micro－CT 原位、三维、可视化量化表征方法，原位三维可视化呈现了不同压实土壤样品孔隙和团聚体结构分布量化信息。Micro－CT 成像表征结果与实验室分析结果具有很好的一致性。研究结果为土壤压实以及土壤结构数字化图谱等相关研究提供了快速分析方法。

关键词：土壤压实；Micro－CT；三维可视化；土壤结构；图像分割
中图分类号：S152.4；TP317.4　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2025)07-0653-09　　**OSID**：

Quantitative Characterization of Soil Structural Changes in 3D Visualization Based on Micro－CT

ZHONG Weizheng　SHI Zhuolin　ZHANG Hehu　KANG Zihan　YANG Zengling　HAN Lujia
(*College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Mechanical compaction is one of the key factors leading to changes in soil structure and function, thereby constraining the sustainable development of agriculture. Three different types of soil, i.e. sand, loam and clay, were collected. Mechanical compaction was applied to simulate various compaction levels of soil samples, and the samples were subsequently scanned by using an advanced Skyscan 1275 Micro－CT system. The performance of three different algorithms—active contour (AC), marker based watershed (MBW) and K-means—on the segmentation of Micro－CT images of soil pores and aggregate structure was compared and the K-means image segmentation algorithm exhibited the best performance. Furthermore, the morphological watershed algorithm and Canny edge detection algorithm were used to effectively achieve the in-situ separation of individual soil aggregates and pores. Based on the K-means segmentation algorithm, a 3D in-situ visualization approach was established to quantitatively characterize the physical structure of soil using Micro－CT, enabling the visualization of pore and aggregate structures in different compacted soil samples. The Micro－CT imaging results were in excellent agreement with laboratory analyses. These findings can provide a rapid and environmentally friendly analytical tools for evaluating soil compaction and digitally mapping soil structure.

Key words: soil compaction; Micro－CT; 3D visualization; soil structure; image segmentation

0　引言

土壤在保障食物安全和生态系统功能中的重要作用受到广泛关注和高度重视。土壤是一个极其复杂的多孔体系，土壤结构通常指大小和形状不同、物理化学性质不同的土壤团聚体在土壤中排列组合

收稿日期：2025－01－23　修回日期：2025－02－25
基金项目：国家重点研发计划项目(2023YFD1900104)
作者简介：仲伟正(1994—)，男，博士生，主要从事农业物料 Micro－CT 表征方法研究，E-mail：zhongwz@cau.edu.cn
通信作者：韩鲁佳(1964—)，女，教授，博士生导师，主要从事农业生物质工程研究，E-mail：hanlj@cau.edu.cn

的形式[1]。这些不同形态结构体在土壤中的存在状况在很大程度上影响着土壤中水分、空气和溶质的运移,进而影响土壤肥力和耕性[2]。研究指出,土壤物理结构及其稳定性是体现土壤功能、支持动植物生命活动、调节环境质量的关键因素[3]。近年来,集约化耕作和大型农业机械的广泛应用导致的土壤压实及其对土壤结构和功能改变问题日益受到关注[4]。开展压实土壤结构变化快速量化表征方法研究,对于制定有效的缓解策略,并最终提高农业生产的可持续性具有重要意义。

表征土壤结构通常是从土壤孔隙和团聚体结构两个互为补充的方面展开[5]。传统的实验室土壤孔隙分析方法主要采用压汞法[6]和气体吸附法[7]等;而土壤团聚体结构分析方法则主要包括目视评估[8]和旋转筛分[9]等方法,此外,光学显微镜[10]和扫描电子显微镜[11]也是观察土壤结构的常用方法。然而,这些方法均存在需对土壤样品进行破坏性处理、操作步骤多、繁琐,无法原位获取三维信息等问题。土壤穿透阻力和容重测定是土壤压实检测应用最为广泛的两种方法,但穿透阻力与土壤含水率密切相关,容重只反映总孔隙度,并不能反映孔隙的形态指标[12]。

X 射线显微计算机断层扫描(X-ray micro-computed tomography, Micro-CT)是一种高分辨率、非破坏性三维成像技术,运用 Micro-CT 可实现对样品内部结构的三维原位表征,并已成功应用于多个专业领域[13-14]。Micro-CT 技术用于量化表征土壤压实过程中土壤形变量、团聚体和孔隙大小以及形态指标变化,其准确度主要取决于 CT 数字图像处理过程中图像分割的准确性。基于阈值、区域和边缘的方法是常用的土壤图像分割方法[15],但由于土壤是结构形态和组成各异、质地非均质且易受干扰的复杂混合基体,这些方法应用在分割土壤图像时存在一定困难[16]。如何实现土壤 Micro-CT 成像中孔隙[2,17]和团聚体结构[18-19]的准确分割,一直是提高 Micro-CT 土壤结构表征精度所面临的主要挑战。

本研究采集砂土(ST)、壤土(RT)和粘土(NT)3 种不同质地土壤,通过机械加压方式模拟制备不同耕层的土壤压实样品,在系统比较主动轮廓算法(Active contours, AC)、标记分水岭算法(Marker based watershed, MBW)和 K-means 聚类算法分割压实土壤 Micro-CT 图像效果的基础上,优化提出一种土壤物理结构 Micro-CT 原位、三维、可视化量化表征方法,以期为土壤压实以及土壤结构数字化图谱等相关研究提供快速分析方法。

1 材料与方法

所采用方法及主要流程如图 1 所示。

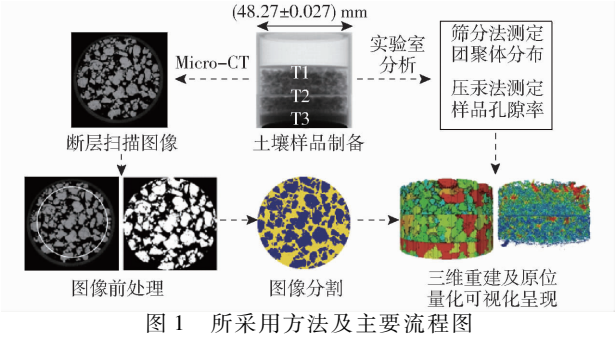

图 1 所采用方法及主要流程图

Fig. 1 Methods and main flows used in research

1.1 土壤样品采集与制备

2022 年 11 月,在河北省邯郸市中国农业大学曲周试验站及其周边农田,分别采集砂土(ST)、壤土(RT)和粘土(NT)3 种不同质地的土壤各 1 kg 左右,经自然风干 24 h 后运至实验室,干燥法测得土壤含水率为 3%。使样品分别通过 10 cm(1.5 目)筛后置于密封袋 4℃ 环境保存以备用。使用激光粒度仪(Mastersizer 3000 型)测量土壤粒径分布[20]。

施加机械压力制备密度不同的土壤样品,用于模拟作物生长各异的土壤结构环境[21]。为了获取容积密度梯级变化的土壤样品,采用顺序加载不同载荷方式进行机械压实;使用垫片分隔不同载荷压实样品,以模拟自然状态下不同深度土层所受荷载的不同[22]。经预实验,不同土壤样品具体制备步骤如下:将自然风干土壤样品充分混合,随机称取土壤样品 30 g 置于自制的样品管(有机玻璃材质,PMMA,内径(48.27±0.027) mm)中,使用万能材料仪(Instron3367 型,美国)对样品管中的土壤施加 9 000 N 载荷,压缩速度设置为 6 mm/min,保持此压力 30 s,保压完成后用垫片(材质与样品管相同,厚度(1.74±0.01) mm)分隔,记为 T3;继续加入 30 g 土壤并施加 300 N 载荷,其它条件同前,保压后垫片分隔,记为 T2;最后再加入 30 g 土壤于样品管,记为 T1[23]。其中,T1 模拟农田表层土壤,T2 模拟耕作层,T3 模拟底土层等不同压实程度的农田情况。

每种土壤样品设置 3 个重复,样品制备完成后封盖并置于 4℃ 环境保存。土壤样品具体信息如表 1 所示。每层土样的实际高度为实际测量结果,土壤样品粒级占比按照过筛质量占比计算得到;容积密度根据质量体积比计算得到。

1.2 基于 Micro-CT 的土壤孔隙和团聚体结构表征方法

1.2.1 Micro-CT 扫描及图像前处理

使用 Skyscan 1275 Micro-CT 系统(Bruker

表 1　土壤样品主要参数

Tab. 1　Main parameters of soil samples

土壤	土壤筛分样品		制备模拟耕层土壤样品					
	土壤不同粒级占比/%		高度/mm			容积密度/(g·cm^{-3})		
	0～0.001 mm	0.001～0.01 mm	T1	T2	T3	T1	T2	T3
ST	(2.02±0.17)^{C}	(7.05±0.41)^{C}	(15.77±0.30)^{Aa}	(11.47±0.06)^{Ab}	(7.97±0.19)^{Ac}	(1.04±0.02)^{Cc}	(1.43±0.01)^{Cb}	(2.06±0.05)^{Ca}
RT	(7.52±0.24)^{B}	(17.40±0.56)^{B}	(14.24±0.37)^{Ba}	(11.24±0.10)^{Bb}	(7.63±0.02)^{Bc}	(1.16±0.03)^{Bc}	(1.46±0.01)^{Bb}	(2.15±0.01)^{Ba}
NT	(19.26±0.76)^{A}	(39.33±0.61)^{A}	(13.49±0.42)^{Ca}	(10.00±0.01)^{Cb}	(7.13±0.05)^{Cc}	(1.22±0.04)^{Ac}	(1.64±0.01)^{Ab}	(2.31±0.02)^{Aa}

注：不同大写字母和小写字母分别表示土壤质地和土壤层之间具有显著性差异($P<0.05$)。下同。

Skyscan，比利时)进行样品扫描。测试 Micro－CT 不同扫描条件，以获取高质量扫描图像。经预研优化后扫描参数为：加速电压/电流 80 kV/125 μA、像素分辨率 30 μm、帧平均 4、扫描步长 0.2°、360°旋转扫描，获得土壤断层扫描图像。每个样品生成 1 801 幅投影图像。

为了避免样品管壁和样品层间垫片带来的边界干扰，同时最大限度保留样品原有体积，沿管径由外至内收缩 2 mm、沿垫片轴向分别截取 1 mm，获取样品 ROI(Region of interest)，实际柱状样品 ROI 直径为 45.09 mm，T1、T2 和 T3 层高度依次保留 12.03、9.63、5.43 mm。

ROI 图像进行前处理，对样品进行姿态矫正使样品图像规则，去除扫描过程产生的环形伪影干扰[16]，使用自适应中值滤波算法减小噪声影响，增加图像对比度，获得土壤样品预处理图像。

1.2.2　图像分割算法

K-means 是一种简单高效的无监督学习方法，广泛应用于聚类分析[14]，其核心思想是将数据集划分为 K 个簇，使得每个簇内的数据点尽可能相似，而不同簇之间的数据点差异尽可能大。使用 Matlab 设计 K-means 分割算法程序，对土壤样品 Micro－CT 图像进行分割，分别获取土壤基质和孔隙结构图像。图像分割计算步骤包括：读取 Micro－CT 图像、计算图像尺寸和数量、K-means 函数迭代聚类、基于聚类渲染图像及输出渲染图像。基于预实验采用人工鉴别方法优化分类参数设置，分类器分类数取 2，度量采用欧氏距离，使用“K-means + +”算法进行簇中心初始化，迭代算法选用“statset”模式，最大迭代次数 100。分类器“K-means”函数迭代运算将灰度图像聚类为 2 个集群，并将聚类图像背景元素置“0”。

AC 算法是一种基于曲线或曲面变形的算法，通过定义封闭区域曲线的能量函数并使其最小化，得到最终的物体轮廓[24]。使用 Matlab 设计 AC 分割算法程序，对土壤样品的 Micro－CT 图像进行分割，分别获取土壤基质和孔隙结构图像。算法实现步骤主要包括：读取 Micro－CT 图像、计算图像尺寸和数量、指定初始轮廓位置、activecontour 函数演化迭代、渲染图像、输出渲染图像等步骤。基于预实验优化参数设置，函数指定方法为“Chan－Vese”，最大迭代次数设置为 10 000。将输入图像边界以内 25 个像素置“1”，其余像素置“0”的二值图像，指定为初始轮廓位置。

MBW 算法是一种基于地形地貌的图像分割算法，它将图像视为一种“地形图”，其中灰度较高的区域视为“山峰”，灰度低的区域视为“山谷”。通过引入标记，来引导分割过程，以避免传统分水岭算法常见的过分割问题[25]。使用三维可视化软件 AVIZO 2020.1(Visage Imaging，澳大利亚)集成化模块实现，并进行土壤样品 Micro－CT 图像标记与分割。使用“Marker－Based Watershed”模块实现土壤基质和孔隙图像分割，基于预实验优化参数设置，分割模式设置为“3D”，连接邻域为“26”，算法模型设置为“fast”。标记图像使用手动分割完成，阈值设置为 56(Otsu 模块计算获得)。

1.2.3　土壤孔隙和团聚体结构原位分离与三维重建

基于土壤孔隙和团聚体容积图像提取土壤结构信息。基于投影图像集，采用 Bruker Skyscan Nrecon 软件，应用修正的 Feldkamp 算法进行断层重建，获得 Micro－CT 三维灰度容积图像。

土壤团聚体个体分离：土壤基质中团聚体结构本质上是通过各种物理、化学和生物过程结合在一起，是各种矿物、有机物和生物物质聚集而成[26]，不易分离与量化分析[27]。鉴于土壤团聚体形成机制及其结合特性，基于软件 AVIZO 2020.1，采用形态学分水岭算法，计算获得灰度图像中土壤团聚体的边界线，并进行区域聚类合并拟合个体轮廓[28]，然后将不同团聚体个体标记，最终实现原位分离。具体实现步骤如图 2 所示。

土壤孔隙分离：基于软件 AVIZO 2020.1，采用 Canny 边缘检测算子计算每个孔隙边缘[29]。具体计算时，灰度图像来自于 Matlab 中运用 K-means 算法分割后的二值图像。按照 26 邻域空间连通规则

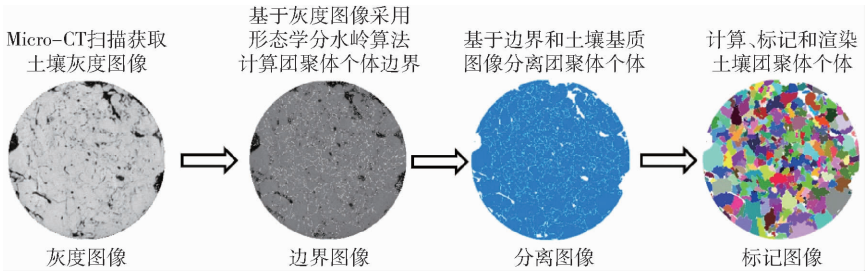

图 2 土壤团聚体原位分离流程图

Fig. 2 Flowchart for in-situ separation of soil aggregates

(至少有 1 个顶点是连通的)实现孔隙个体分离。

将二值图像导入可视化软件 AVIZO 2020.1,分离渲染获得土壤孔隙和团聚体容积图像,将二值图像与原始灰度图像取交集作为土壤基质图像,土壤基质图像"取反"获得土壤孔隙图像。

1.2.4 土壤孔隙和团聚体结构三维原位量化表征及可视化

使用软件 AVIZO 2020.1,分别针对获得的孔隙和团聚体结构容积图像,计算容积图像体素总数与每个体素体积的乘积,作为孔隙和团聚体结构体积(Volume,V)。

计算孔隙图像像素体积占样品总像素体积比例得到样品孔隙度(Porosity);计算连通孔隙图像像素体积占样品总像素体积比例得到样品连通孔隙度;计算连通孔隙度占总孔隙度比例得到孔隙连通率,同时计算孔隙分形维数获得孔隙网络的复杂程度;基于孔隙容积图像计算孔隙节点和骨架(中心线)[30],并计算结构中最大内切球直径获得局部厚度(Local thickness, LT)[31];基于土壤团聚体容积图像计算与团聚体具有相同体积的球体直径作为团聚体等效直径(Equivalent diameter, ED),计算公式为

$$ED = \sqrt[3]{\frac{6V}{\pi}}$$

土壤孔隙结构以局部厚度(LT)进行量化渲染,为了更好地了解土壤中相连孔隙和喉管大小、形状和分布,基于量化结果生成孔隙网络模型(Pore network model, PNM)[32],模型中球体代表孔隙节点,圆柱体代表孔隙喉道,球径和吼道直径均以等效直径(ED)渲染。土壤团聚体结构以等效直径(ED)进行量化渲染。表征结果采用可视化软件 AVIZO 2020.1 进行三维原位呈现。从每个三维渲染容积图像沿中心垂直截取 $X-Z$ 向断层切片以及在 T1、T2 和 T3 层 $X-Y$ 向中心位置水平截取各 1 幅断层切片用于内部结构展示。

1.3 实验室常规分析

采用压汞法(Mercury intrusion porosimetry)测量土壤样品孔隙度[33]。利用高性能全自动压汞仪(AutoPore lv9510 型,美国)对样品进行测试获得总孔隙度,记为 MIP,仪器孔径测量范围为 0.003 ~ 1 000 μm。根据 30 μm 以上累计孔隙体积占总孔隙体积比例折算孔隙度计为 M_{30}。

采用筛分法测定土壤团聚体结构粒径分布。将土壤样品放置于一系列圆孔试验筛上,孔径范围划分为微团聚体结构(0 ~ 0.25 mm)、小团聚体结构(0.25 ~ 2 mm)和大团聚体结构(>2 mm),根据每个筛子通过的土壤量和筛子上残余量确定团聚体结构粒径分布[9]。

1.4 数据分析

数据以均值 ± 标准差表示。采用 SPSS(IBM SPSS Statistics 22)统计软件进行方差分析(ANOVA)和 Duncan 多重比较检验,所有统计分析均以 $\alpha = 0.05$ 确定显著性。

2 结果与讨论

2.1 基于不同算法的土壤孔隙和团聚体结构分割效果

基于不同图像分割算法的土壤样品 Micro-CT 图像分割效果如图 3 所示。图中灰色图像为土壤灰度图像,彩色图像为分割图像,其中蓝色表示团聚体结构,黄色表示孔隙。每一行分为 3 个重复样品。图中展示的均为土壤样品水平 1/2 位置处 $X-Y$ 断层图像,从左至右依次为灰度图像(Raw)以及 MBW、K-means 聚类算法(K-means)、AC 算法分割图像。

与样品原始灰度图像进行对比,经 MBW 算法分割的土壤样品断层图像黄色区域(孔隙相)呈细小密集分布态,不仅涵盖了灰度图像中的黑色区域,而且还覆盖了部分亮色区域(团聚颗粒),存在明显的孔隙过分割,对于 RT 和 NT 样品尤其明显,这可能是由于 MBW 算法是计算图像局部极小值,易受噪声干扰[25, 34]。而经 AC 算法分割的断层图像,孔隙分布明显过于稀松,ST 样品尤其显著,总体呈现欠分割,这可能是由于 AC 算法基于能量泛函数分割图像,不适用于具有复杂背景和异质性土壤图

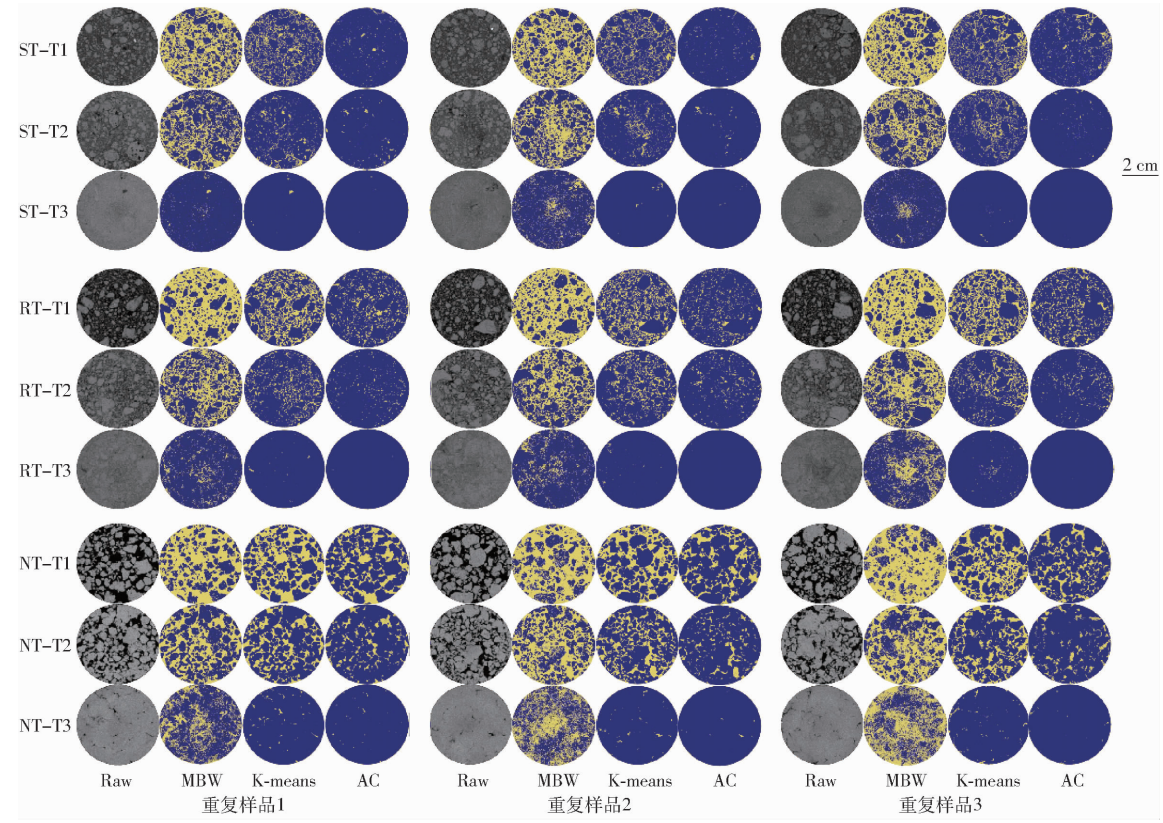

图 3　基于不同图像分割算法的土壤样品断层图像

Fig. 3　Soil tomography images processed by three different image segmentation algorithms

像[35]。K-means 算法分割效果介于 MBW 和 AC 算法之间，分割效果与灰度图的一致性最好，即孔隙相与灰度图像中黑色区域重合度较高，团聚体结构内部清晰可见细小孔隙，且团聚体相与灰度图像中团聚体结构个体形状相似、大小接近且边界连续清晰可见。

理论上压汞法只能测量开口孔隙；而本研究设定的 Micro－CT 像素分辨率为 30 μm。为方便比较，将 3 种图像分割算法计算得到的土壤样品连通孔隙度与实验室压汞法测定的孔隙度 M_{30} 进行对比，结果如图 4 所示（图中不同小写字母表示同一样品间差异显著（$P<0.05$））。

由图 4 可看出，基于 K-means 算法的连通孔隙度与实验室压汞法孔隙度 M_{30} 结果高度一致（$P>0.05$），但与总孔隙度 MIP 结果有显著差异（$P<0.05$）。这主要是由于 Micro－CT 无法准确识别分辨率低于 30 μm 的个体，从而低估了实际孔隙度[36]。T3 层样品由于压实程度较高，连通孔隙度过低（表 2），不同图像分割方法之间的差异较大，这可能受图像分辨率的影响。不同土壤质地之间 3 种方法所得孔隙度差异一致。

进一步比较不同算法与实验室分析结果 M_{30} 的差异性发现：对于 T1 和 T2 样品，基于 MBW 分割算法所得连通孔隙度显著大于实验室分析结果 M_{30}

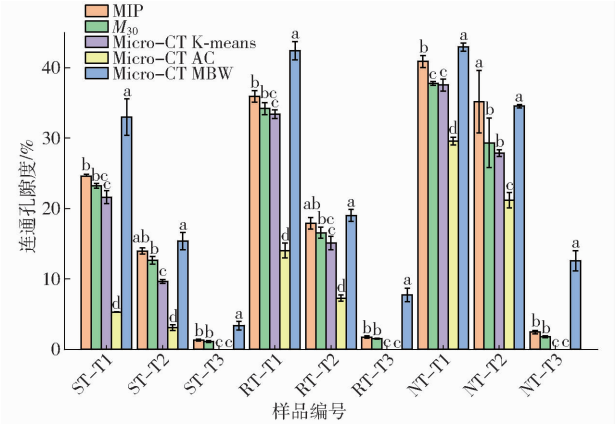

图 4　Micro－CT 成像法与实验室 MIP 分析法样品孔隙度对比

Fig. 4　Comparison of Micro－CT imaging method for connectivity porosity with laboratory MIP analysis

（$P<0.05$），而基于 AC 算法所得连通孔隙度显著小于 M_{30} 结果（$P<0.05$）；对于 T3 样品，基于 AC 算法和 K-means 算法低估了样品的连通孔隙度，这可能是由于孔隙喉道细小，被判定为孤立孔隙，与 ST－T2 样品异常结果同理；但基于 MBW 算法所得结果则异常高，这些结果与总孔隙度及图 3 中断层图像所呈现的结果较为一致，即就孔隙而言，MBW 算法造成过分割，而 AC 算法则造成欠分割。综上，对于压实土壤物理结构 Micro－CT 表征而言，选择 K-means 图像分割算法较为适宜。

表 2 土壤样品孔隙连通率和分形维数

Tab. 2 Percentage of connected pores and fractal dimension of soil samples

参数	质地	T1	T2	T3
孔隙连通率/%	ST	(97.96 ± 0.67)^{Aa}	(84.20 ± 2.25)^{Bb}	0^{Ac}
	RT	(99.85 ± 0.04)^{Aa}	(98.08 ± 0.21)^{Aa}	0^{Ab}
	NT	(99.72 ± 0.04)^{Aa}	(99.35 ± 0.09)^{Aa}	0^{Ab}
分形维数	ST	(2.57 ± 0.02)^{Aa}	(2.43 ± 0.02)^{Bb}	(1.53 ± 0.08)^{Bc}
	RT	(2.56 ± 0.01)^{Aa}	(2.50 ± 0.01)^{Ab}	(1.82 ± 0.01)^{Ac}
	NT	(2.41 ± 0.01)^{Ba}	(2.42 ± 0.01)^{Ba}	(1.74 ± 0.03)^{Ab}

此外,由图 4 可知,就 T3 层孔隙度而言,由小到大依次为 ST((23.20 ± 0.32)%)、RT((33.19 ± 0.84)%)、NT((37.78 ± 0.27)%),这主要是由于 RT 和 NT 样品团聚体发生聚合现象,造成堆积孔隙粗大,是由不同质地土壤的性质引起[37],同时,这一结果也受限于 Micro - CT 无法识别分辨率低于 30 μm 的孔隙结构。随着压实程度增加,不同土壤其孔隙度均呈明显下降,即由大到小依次为 T1、T2、T3,这符合土壤学规律,且与前人研究结果相吻合[38]。这些结果表明,采用 K-means 算法进行土壤样品图像分割是正确的。因此,后续将使用 K-means 算法进行 Micro - CT 图像分割及土壤样品结构量化表征。

2.2 基于 K-means 图像分割算法的土壤结构可视化量化表征

2.2.1 不同压实土壤样品孔隙结构变化

基于原位分离方法和 K-means 图像分割算法的不同土壤样品孔隙结构 Micro - CT 三维原位可视化表征结果如图 5 所示(图中彩色为孔隙结构,白色为土壤基质。从左至右各列依次为样品灰度图像,孔隙量化渲染图像及其 $X-Z$ 断层图像,T1、T2、T3 的 $X-Y$ 断层图像,球棒模型(PNM)及其 $X-Y$ 俯视

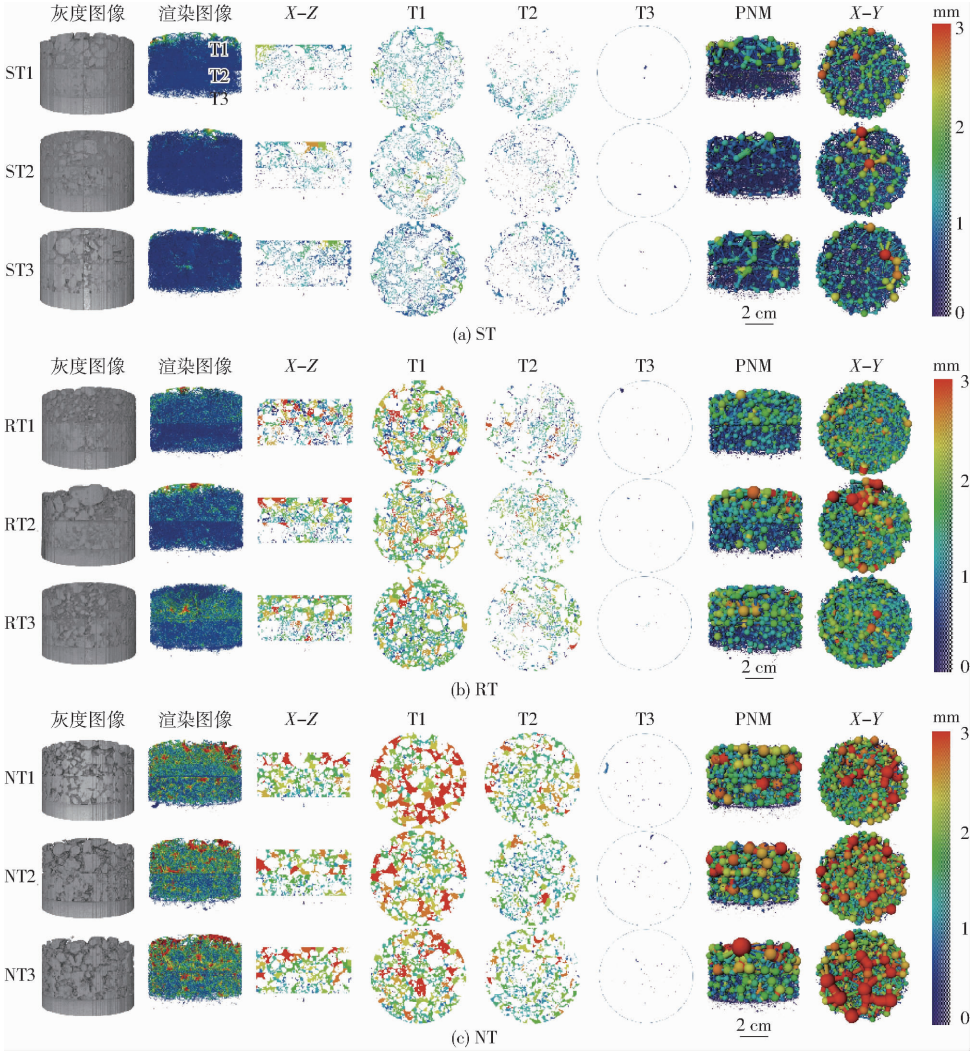

图 5 土壤样品孔隙结构的 Micro - CT 原位三维表征结果

Fig. 5 Micro - CT in-situ 3D characterization results of soil pore structure

图；孔隙渲染由蓝色至红色渐变表示直径由小到大变化；球棒模型中球体表示孔隙节点，圆柱体表示孔隙喉道，球径和棒径均以等效直径（ED）渲染；容积图像去除土层间垫片）。

由图 5 可看出，三维渲染图像和 $X-Z$ 断层图像呈现明显分层，表明随着压力增加，孔隙颜色由红色至蓝色变化，土壤孔隙明显减少；由 T1、T2 和 T3 的 $X-Y$ 断层图像可见，孔隙颜色覆盖区域显著减少且红色由深至浅变化，这进一步表明，随着压力增加，孔隙度和孔隙尺寸均由大至小变化；不同质地土壤样品孔隙度和孔隙尺寸不同，二者由大到小均依次为：NT、RT、ST。图 5 中球棒模型简化了孔隙网络结构，直观反映了孔隙大小、形态以及连通性，将复杂孔隙网络结构进行三维可视化呈现。这些结果与图 3 分析结果一致。

孔隙结构连通性和分形维数是评价土壤结构的重要指标，表 2 为土壤样品连通孔隙占比和分形维数 Micro－CT 量化表征结果。其中 3 种质地土壤 T3 层连通孔隙占比均为 0，意味着孔隙没有连通性，与图 5 中 $X-Y$ 方向断层图像中仅包含孤立孔隙相对应。而容积图像中零星可见的孔隙，结合图 4 中最低的孔隙度可以推断过度压实导致孔隙空间被严重破坏[39]。孔隙空间的过度压缩也导致分形维数显著降低，即孔隙网络的复杂程度明显下降。对于 RT 和 NT 样品的 T1、T2 层，连通孔隙占比和分形维数没有显著差异，这可能是由于两种质地土壤团粒之间有一定的粘结力，轻度压实虽然降低了孔隙度，但对孔隙连通性和复杂性影响不明显。另外，本研究的模拟压实是给予瞬间均匀压力，可能与田间外力的反复压实、自然状态的长期压实以及土壤板结有一定区别。ST 样品由于团粒松散对机械压力敏感，不同的压实孔隙连通性和复杂性变化明显。

2.2.2　不同压实土壤样品团聚体结构变化

基于原位团聚体分离方法和 K-means 图像分割算法的不同土壤样品团聚体 Micro－CT 三维原位可视化表征结果如图 6 所示（图中从左至右各列依次为土壤样品灰度容积图像，团聚体量化渲染容积图像及其 $X-Z$ 断层图像，T1、T2 和 T3 的 $X-Y$ 断层图像；团聚体结构渲染由蓝色至红色渐变表示等效直径由小到大变化。容积图像去除土层间垫片）。

图 6 所示土壤样品团聚体结构与其孔隙结构互为映射，即随着土壤的压实，团聚体结构颜色由蓝色至红色变化，土壤样品团聚体占比以及团聚体结构尺寸均呈增加态势。就 T1 而言，不同质地土壤断层呈现较大差异，砂土（ST）断层以浅绿色和蓝色覆盖，可见少量黄色团聚体，表明微小团聚体结构占比

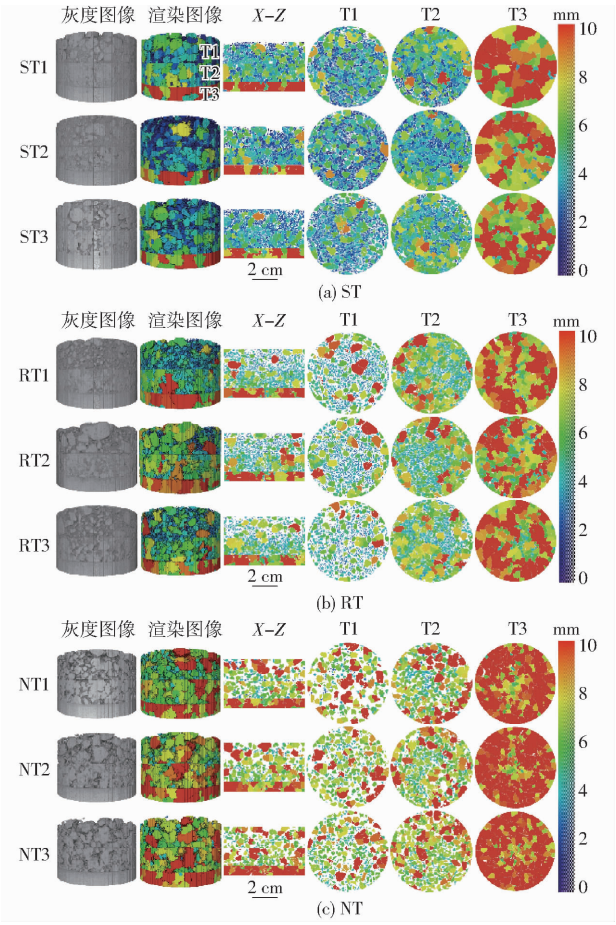

图 6　土壤样品团聚体结构的 Micro－CT 原位三维表征结果

Fig. 6　Micro－CT in-situ 3D characterization results of soil aggregate structure

高；壤土（RT）断层图像中清晰可见间隔、不规则绿色团聚体和少量红色团聚体分布，且绿色团聚体深浅不一，表明孔隙较多且团聚体结构尺寸相对较大；粘土（NT）断层图像与 RT 相似，但黄色和红色团聚体分布增加明显，表明团聚体结构尺寸较大。就 T2 而言，ST 和 RT 样品变化趋势一致，较 T1 绿色变深、孔隙减少明显，而 NT 黄色覆盖占比增加、颜色更深，提示压力作用下，团聚现象加剧，团聚体尺寸增大。就 T3 而言，不同质地土壤样品断层图像较为一致，均以黄色和红色覆盖，肉眼仅零星可见个别孔隙，提示土壤呈完全压实态，土壤呈紧密相连的大、中团聚体聚集态，且 NT 大团聚体（粒径大于 2 mm）占比最高。图 6 中呈现结果似乎与表 1 中土壤粒径分布结果相反，这是由于粘粒（粒径 0 ~ 0.001 mm）占比越高，土壤越容易发生团聚，导致图像中呈现出更大的团聚体，因此表征结果并不冲突。

2.2.3　Micro－CT 与实验室分析结果对比

进一步将 Micro－CT 方法计算所得团聚体等效直径分布与实验室筛分法所得团聚体结构粒径分布进行对比（表 3）。

表 3 Micro－CT 成像法和实验室分析法所得土壤团聚体结构分布对比

Tab. 3 Comparison of soil aggregate distribution obtained by Micro－CT and laboratory analysis %

土壤样品		筛分法			Micro－CT 法		
		0～0.25 mm	0.25～2 mm	>2 mm	0～0.25 mm	0.25～2 mm	>2 mm
ST	T1	(31.33±0.004)^{Aa}	(38.40±0.005)^{Bb}	(30.28±0.001)^{Cc}	(31.56±0.003)^{Aa}	(37.69±0.012)^{Bb}	(30.75±0.011)^{Cc}
	T2	(31.38±0.004)^{Aa}	(37.27±0.007)^{Ab}	(31.36±0.008)^{Cc}	(32.67±0.003)^{Aa}	(35.23±0.018)^{Ab}	(32.10±0.021)^{Cc}
	T3	(11.19±0.001)^{Aa}	(21.85±0.001)^{Ab}	(66.96±0.001)^{Cc}	(12.40±0.025)^{Aa}	(21.99±0.015)^{Ab}	(65.61±0.023)^{Cc}
RT	T1	(10.44±0.005)^{Ba}	(43.82±0.005)^{Ab}	(45.75±0.001)^{Bc}	(10.49±0.024)^{Ba}	(44.44±0.003)^{Ab}	(45.07±0.023)^{Bc}
	T2	(6.58±0.004)^{Ba}	(37.32±0.004)^{Ab}	(56.10±0.005)^{Bc}	(5.34±0.009)^{Ba}	(37.19±0.019)^{Ab}	(57.47±0.017)^{Bc}
	T3	(1.06±0.001)^{Ba}	(14.98±0.002)^{Bb}	(83.96±0.002)^{Bc}	(1.31±0.001)^{Ba}	(14.49±0.007)^{Bb}	(84.21±0.006)^{Bc}
NT	T1	(0.49±0.001)^{Ca}	(22.62±0.001)^{Cb}	(76.89±0.001)^{Ac}	(0.52±0.001)^{Ca}	(22.64±0.001)^{Cb}	(76.84±0.001)^{Ac}
	T2	(0.52±0.001)^{Ca}	(16.98±0.006)^{Bb}	(82.50±0.006)^{Ac}	(0.60±0.001)^{Ca}	(16.10±0.011)^{Bb}	(83.30±0.012)^{Ac}
	T3	(0.71±0.001)^{Ca}	(5.38±0.001)^{Cb}	(93.91±0.002)^{Ac}	(0.72±0.002)^{Ca}	(6.55±0.017)^{Cb}	(92.73±0.016)^{Ac}

注：不同大写字母和小写字母分别表示土壤样品和土壤粒级之间具有显著性差异（$P<0.05$）。

由表 3 可看出，基于 K-means 图像分割算法的土壤团聚体分布与实验室筛分法分析结果高度一致（$P>0.05$）。就团聚体分布而言，T1 样品大团聚体（>2 mm）占比由小到大依次为 ST（(30.75±0.011)%）、RT（(45.07±0.023)%）、NT（(76.84±0.001)%），这主要由土壤粘粒（0～0.001 mm）占比不同，NT 样品更容易团聚且不易分离[40]，这一结果与图 6 中 T1 样品断层图像所呈现结果一致；随着压实程度增加，不同土壤团聚体等效直径均呈现明显上升，微团聚体（0～0.25 mm）占比逐渐减小，大团聚体（>2 mm）占比逐渐增大，即由小到大依次为 T1、T2、T3，图 5 中土壤团聚体容积图像和断层图像直观地呈现了这一结果。此外，土壤团聚体等效直径与孔隙度由小到大均为 ST、RT、NT，这是由于土壤粒子发生团聚变化，使孔隙度增大，这符合土壤压实规律，且与前人研究结果相吻合[41－42]。这些结果表明，Micro－CT 图像计算所得团聚体等效直径分布正确，且与实验室筛分法所得土壤团聚体粒径分布一致。

3 结论

（1）基于模拟压实土壤样品，提出了基于 K-means 聚类无监督机器学习图像分割算法的土壤孔隙和团聚体结构 Micro－CT 原位三维可视化量化分析方法，Micro－CT 扫描参数确定为：加速电压/电流 80 kV/125 μA、像素分辨率 30 μm、帧平均 4、扫描步长 0.2°、360°旋转。对比主动轮廓（AC）、标记分水岭（MBW）和 K-means 3 种不同算法的 Micro－CT 图像分割效果表明，K-means 算法分割精度较高，适用于不同土壤质地及土壤层的团聚体和孔隙结构图像分割。

（2）形态学分水岭算法和 Canny 边缘检测算法有效实现了土壤团聚体和孔隙个体的原位分离。不同土壤样品孔隙度和团聚体分布的 Micro－CT 三维原位可视化表征结果与实验室分析结果具有很好的一致性。

参 考 文 献

[1] LAL R. Soil structure and sustainability[J]. Journal of Sustainable Agriculture, 1991, 1(4): 67－92.

[2] DHALIWAL J, KUMAR S. 3D-visualization and quantification of soil porous structure using X-ray micro-tomography scanning under native pasture and crop-livestock systems[J]. Soil and Tillage Research, 2022, 218: 105305.

[3] SIX J, ELLIOTT E T, PAUSTIAN K. Soil structure and soil organic matter: Ⅱ. A normalized stability index and the effect of mineralogy[J]. Soil Science Society of Ametica Journal, 2000, 64: 1042－1049.

[4] KELLER T, OR D. Farm vehicles approaching weights of sauropods exceed safe mechanical limits for soil functioning[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2022, 119(21): e2117699119.

[5] RABOT E, WIESMEIER M, SCHLUTER S, et al. Soil structure as an indicator of soil functions: a review[J]. Geoderma, 2018, 314: 122－137.

[6] WANG S, LV L, XUE K, et al. Micropore structure and fractal characteristics of clays due to freeze-thaw and compression based on mercury intrusion porosimetry[J]. Frontiers in Earth Science, 2022, 10: 851673.

[7] WOMACK N C, PICCOLI I, CAMAROTTO C, et al. Hydrogel application for improving soil pore network in agroecosystems. Preliminary results on three different soils[J]. Catena, 2022, 208: 105759.

[8] BALL B C, BATEY T, MUNKHOLM L J. Field assessment of soil structural quality—a development of the Peerlkamp test[J]. Soil Use and Management, 2007, 23(4): 329－337.

[9] REGELINK I C, STOOF C R, ROUSSEVA S, et al. Linkages between aggregate formation, porosity and soil chemical

properties[J]. Geoderma, 2015, 247: 24－37.
[10] PAGLIAI M, VIGNOZZI N, PELLEGRINI S. Soil structure and the effect of management practices[J]. Soil and Tillage Research, 2004, 79(2): 131－143.
[11] ZHANG Z L, CUI Z D. Analysis of microscopic pore structures of the silty clay before and after freezing-thawing under the subway vibration loading[J]. Environmental Earth Sciences, 2017, 76: 1－17.
[12] GLANCEY J, UPADHYAYA S, CHANCELLOR W, et al. An instrumented chisel for the study of soil-tillage dynamics[J]. Soil and Tillage Research, 1989, 14(1): 1－24.
[13] PENG J, SHEN Z, ZHANG W, et al. Deep-learning-enhanced CT image analysis for predicting hydraulic conductivity of coarse-grained soils[J]. Water, 2023, 15:2623.
[14] ZHANG H H, LI Y F, XIE R Y, et al. A particle scale micro－CT approach for 3D in-situ visualizing the Pb (Ⅱ) adsorption in different crop residue-derived chars[J]. Bioresource Technology, 2022, 344: 126269.
[15] CHENG H D, JIANG X H, SUN Y, et al. Color image segmentation: advances and prospects[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(12): 2259－2281.
[16] SCHLUTER S, SHEPPARD A, BROWN K, et al. Image processing of multiphase images obtained via X-ray microtomography: a review[J]. Water Resources Research, 2014, 50(4): 3615－3639.
[17] KRAVCHENKO A N, GUBER A K. Soil pores and their contributions to soil carbon processes[J]. Geoderma, 2017, 287: 31－39.
[18] DARROW M M, LIEBLAPPEN R M. Visualizing cation treatment effects on frozen clay soils through μCT scanning[J]. Cold Regions Science and Technology, 2020, 175: 103085.
[19] ZHOU H, FANG H, MOONEY S J, et al. Effects of long-term inorganic and organic fertilization on the soil micro and macro structure of rice paddies[J]. Geoderma, 2016, 266: 66－74.
[20] 张忠学, 尹致皓, 余佩哲, 等. 黑土区坡耕地水土保持耕作措施对土壤理化性状的影响[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1): 282－293.
ZHANG Zhongxue, YIN Zhihao, YU Peizhe, et al. Effects of soil and water conservation measures on soil physical and chemical properties in slope farmland in black soil region[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 282－293. (in Chinese)
[21] FAN J, MCCONKEY B, WANG H, et al. Root distribution by depth for temperate agricultural crops[J]. Field Crops Research, 2016, 189: 68－74.
[22] 贺亭峰, 张慧清, 张冬梅, 等. 冻融循环恢复土壤压实过程中大孔隙作用研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 340－347.
HE Tingfeng, ZHANG Huiqing, ZHANG Dongmei, et al. Role of macropores for soil compaction restoring during freeze-thaw cycles[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023, 54(10): 340－347. (in Chinese)
[23] HUANG X, HORN R, REN T. Soil structure effects on deformation, pore water pressure, and consequences for air permeability during compaction and subsequent shearing[J]. Geoderma, 2022, 406:115452.
[24] SHEPPARD A P, SOK R M, AVERDUNK H. Techniques for image enhancement and segmentation of tomographic images of porous materials[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2004, 339(1－2): 145－151.
[25] GAETANO R, MASI G, POGGI G, et al. Marker-controlled watershed-based segmentation of multiresolution remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(6): 2987－3004.
[26] TOTSCHE K U, AMELUNG W, GERZABEK M H, et al. Microaggregates in soils[J]. Journal of Plant Nutrition and Soil Science, 2017, 181(1): 104－136.
[27] BOSILJ P, GOULD I, DUCKETT T, et al. Estimating soil aggregate size distribution from images using pattern spectra[J]. Biosystems Engineering, 2020, 198: 63－77.
[28] ALAM M F, HAQUE A, RANJITH P G. A study of the particle-level fabric and morphology of granular soils under one-dimensional compression using insitu X-ray CT imaging[J]. Materials, 2018, 11(6): 919.
[29] HAN Q, BAI H, LIU L, et al. Model representation and quantitative analysis of pore three-dimensional morphological structure based on soil computed tomography images[J]. European Journal of Soil Science, 2020, 72(4): 1530－1542.
[30] MUNKHOLM L J, HECK R J, DEEN B. Soil pore characteristics assessed from X-ray micro－CT derived images and correlations to soil friability[J]. Geoderma, 2012, 181－182: 22－29.
[31] VOLTOLINI M, TAŞ N, WANG S, et al. Quantitative characterization of soil micro-aggregates: new opportunities from sub-micron resolution synchrotron X-ray microtomography[J]. Geoderma, 2017, 305: 382－393.
[32] WANG Z, LI J, QU Z, et al. Effects of microplastics on the pore structure and connectivity with different soil textures: based on CT scanning[J]. Environmental Technology & Innovation, 2024, 36:103791.
[33] WANG J, WANG Q, KONG Y, et al. Analysis of the pore structure characteristics of freeze-thawed saline soil with different salinities based on mercury intrusion porosimetry[J]. Environmental Earth Sciences, 2020, 79:161.

(下转第 678 页)

PENG Yankun, HUO Daoyu, ZUO Jiewen, et al. Portable bean quality detecting device system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 404 – 411. (in Chinese)

[21] 彭望,王前,廖庆喜,等. 基于近红外光谱的便携式油菜籽品质检测装置研制[J]. 农业工程学报,2024,40(18):13 – 22.
PENG Wang, WANG Qian, LIAO Qingxi, et al. Development of the portable device for rapeseed quality detection based on near-infrared spectroscopy[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(18): 13 – 22. (in Chinese)

[22] 幸胜平,付晓记,付江凡,等. 不同包装材料和密闭储藏处理对油菜籽品质的影响[J]. 食品与发酵工业,2019,45(13):166 – 170.
XING Shengping, FU Xiaoji, FU Jiangfan, et al. Effects of different packaging materials and airtight storage on storage quality of rapeseeds[J]. Food and Fermentation Industries, 2019, 45(13): 166 – 170. (in Chinese)

[23] LIU J, HAN J, CHEN X, et al. Nondestructive detection of rape leaf chlorophyll level based on Vis – NIR spectroscopy[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2019, 222: 117202.

[24] 杨彪,杜荣宇,杨玉,等. 便携式植物叶片叶绿素含量无损检测仪设计与试验[J]. 农业机械学报,2019,50(12):180 – 186.
YANG Biao, DU Rongyu, YANG Yu, et al. Design of portable nondestructive detector for chlorophyll content of plant leaves [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12): 180 – 186. (in Chinese)

[25] 唐伟杰,王楠,刘国辉,等. 基于光环境校正的便携作物叶绿素检测仪设计[J]. 农业机械学报,2022,53(增刊1):249 – 256.
TANG Weijie, WANG Nan, LIU Guohui, et al. Design of portable crop chlorophyll detector with ambient light correction[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Supp. 1): 249 – 256. (in Chinese)

[26] ZHAO X, PENG Y, LI Y, et al. A flight sensing detector for apple maturity indexes in orchard[J]. Biosystems Engineering, 2023, 230: 470 – 479.

[27] LOHUMI S, LEE S, LEE H, et al. A review of vibrational spectroscopic techniques for the detection of food authenticity and adulteration[J]. Trends in Food Science & Technology, 2015, 46(1): 85 – 89.

[28] PASQUINI C. Near infrared spectroscopy: fundamentals, practical aspects and analytical appplications[J]. Journal of Brazil Chemistry Society, 2003, 14(2): 198 – 219.

[29] 刘亚超,李永玉,彭彦昆,等. 便携式大米多品质参数无损检测仪设计与试验[J]. 农业机械学报,2019,50(8):351 – 357.
LIU Yachao, LI Yongyu, PENG Yankun, et al. Portable rapid nondestructive detecting instrument for multi-quality parameters of rice[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 351 – 357. (in Chinese)

[30] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局,中国国家标准化管理委员会. GB/T 11762—2006:油菜籽[S]. 北京:中国标准出版社,2006.

[31] HAN Donghai, TU Runlin, LU Chao, et al. Nondestructive detection of brown core in the Chinese pear 'Yali' by transmission visible-NIR spectroscopy[J]. Food Control, 2006, 17(8): 604 – 608.

[32] ROBERTO M, HAFF R P, AERNOUTS B, et al. Feasibility of Vis/NIR spectroscopy for detection of flaws in hazelnut kernels [J]. Journal of Food Engineering, 2013, 118(1): 1 – 7.

[33] ZHANG Mengsheng, SHEN Maosheng, PU Yuge, et al. Rapid identification of apple maturity based on multispectral sensor combined with spectral shape features[J]. Horticulturae, 2022, 8(5): 361.

(上接第 661 页)

[34] ZHANG X, JIA F, LUO S, et al. A marker-based watershed method for X-ray image segmentation[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2014, 113(3): 894 – 903.

[35] WANG G, LI Z, WENG G, et al. An optimized denoised bias correction model with local pre-fitting function for weak boundary image segmentation[J]. Signal Processing, 2024, 220: 109448.

[36] LI P, SHAO S. Can X-ray computed tomography (CT) be used to determine the pore-size distribution of intact loess? [J]. Environmental Earth Sciences, 2020, 79(1): 29.

[37] BACQ-LABREUIL A, CRAWFORD J, MOONEY S J, et al. Phacelia (*Phacelia tanacetifolia* Benth.) affects soil structure differently depending on soil texture[J]. Plant and Soil, 2019, 441(1 – 2): 543 – 554.

[38] FU Y, TIAN Z, AMOOZEGAR A, et al. Measuring dynamic changes of soil porosity during compaction[J]. Soil and Tillage Research, 2019, 193: 114 – 121.

[39] KIM H, ANDERSON S H, MOTAVALLI P P, et al. Compaction effects on soil macropore geometry and related parameters for an arable field[J]. Geoderma, 2010, 160(2): 244 – 251.

[40] HU F, LI S, XU C, et al. Effect of soil particle interaction forces in a clay-rich soil on aggregate breakdown and particle aggregation[J]. European Journal of Soil Science, 2018, 70(2): 268 – 277.

[41] BROGOWSKI Z, KWASOWSKI W, MADYNIAK R. Calculating particle density, bulk density, and total porosity of soil based on its texture[J]. Soil Science Annual, 2014, 65(4): 139 – 149.

[42] MOHAMMADZADEH-HABILI J, HEIDARPOUR M, KHALILI D. Effect of aggregate size and porosity of clay soils on the hydraulic parameters of the Green-ampt infiltration model[J]. Journal of Hydrologic Engineering, 2018, 23(3): 06018001.