

基于树莓派的农田表土层土壤容重检测系统研究

李民赞 任新建 杨 玮 孟 超 王炜超

(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)

摘要: 设计了一种基于树莓派的表层土壤容重检测系统,利用易于获取的土壤表面图像特征对表层土壤容重进行预测。提取图像的 Tamura 纹理特征以及图像的分形维数特征。经过验证,Tamura 纹理特征中的粗糙度、对比度、方向度以及图像分形维数特征与土壤容重的相关性较高,相关系数分别为 -0.754 、 -0.799 、 -0.806 、 -0.849 ,因而选用这 4 个参数作为预测模型输入。分别采用 SVM 回归模型和 GRNN 回归模型以及基于 SVM、GRNN 的 Bagging 集成模型对土壤容重进行预测。基于 SVM、GRNN 的 Bagging 集成模型预测结果同环刀法得到的结果进行相关性分析,决定系数 R^2 达到 $0.864\ 1$,预测结果的平均绝对误差(MAE)达到了 $0.031\ 6\ \text{g}/\text{cm}^3$,相对单一 SVM 回归模型和单一 GRNN 回归模型具有更好的预测结果。基于树莓派的农田表土层土壤容重检测系统的田间实时测量结果显示测量的平均绝对误差(MAE)为 $0.041\ 2\ \text{g}/\text{cm}^3$,满足了田间精准、快速检测的要求。

关键词: 土壤容重; 树莓派; Bagging 模型; 数字图像; Tamura 纹理特征

中图分类号: S152 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2021)S0-0329-07

Soil Bulk Density Detection System of Farmland Topsoil
Based on Raspberry Pi

LI Minzan REN Xinjian YANG Wei MENG Chao WANG Weichao

(Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education,
China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: The soil bulk density of the topsoil layer is an important parameter of farmland soil, and it is of great significance to accurately measure and evaluate it. A vehicle-mounted surface soil bulk density detection system based on Raspberry Pi was designed. The system took soil surface images and predicted the surface soil bulk density using easily-obtained soil surface image features. Extracted the Tamura texture feature of the image and the fractal dimension feature of the image. After verification, the roughness, contrast, directionality, and fractal dimension features were highly correlated with soil bulk density, and the correlation coefficients were -0.754 , -0.799 , -0.806 , and -0.849 . So these four parameters were selected as the input of the prediction model. SVM regression model, GRNN regression model and Bagging integration model based on SVM and GRNN were used to predict soil bulk density. Based on the correlation analysis between the prediction results of the Bagging integration model of SVM and GRNN and the results obtained by the ring knife method, R^2 reached $0.864\ 1$, and the average absolute error (MAE) of the prediction results reached $0.031\ 6\ \text{g}/\text{cm}^3$, and it had better prediction results than a single SVM regression model and a single GRNN regression model. The field test was carried out using the soil bulk density detection system of farmland topsoil based on Raspberry Pi. And the results showed that the average absolute error (MAE) of the measurement was $0.041\ 2\ \text{g}/\text{cm}^3$, which was in line with expectations and met the requirements of accurate and rapid detection.

Key words: soil bulk density; Raspberry Pi; Bagging model; digital image; Tamura texture feature

收稿日期: 2021-07-11 修回日期: 2021-09-01
基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(31801265)
作者简介: 李民赞(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事精细农业系统集成研究,E-mail: limz@cau.edu.cn
通信作者: 杨玮(1981—),女,副教授,博士生导师,主要从事精细农业系统集成研究,E-mail: cauyw@cau.edu.cn

0 引言

土壤容重是指一定容积的土壤,包括土粒以及土粒间的孔隙,干燥后的质量和相同容积水分质量的比值^[1]。地表土壤容重表征了地表土壤的密实程度和孔隙度,是农田土壤的重要参数之一^[2]。土壤容重能够影响土壤的结构和肥力,对农作物的种植具有深远的意义^[3-5]。疏松多孔的土地能够节约灌水,实现低成本、高收入^[6-8]。土壤容重越大,土壤越紧实,不适宜农作物的生长^[9-10]。土壤容重还是土壤退化的重要物理指标之一。随着土壤退化,地表土壤质地发生变化,土壤容重随之变大,土壤结构变差。土壤容重的传统测量方法是环刀法,属于直接测量法的一种^[11]。该方法是测量土壤容重的标准方法,所得结果较为精确。环刀法需要在农田现场取土,并带回实验室干燥、称量计算得到容重。该方法耗时耗力,不能满足精细农业实时快速测量土壤容重的需求。

近年来,国内外学者针对快速高效预测土壤容重进行了较多研究。王巧利等^[12]利用双参数圆锥指数仪,结合 BP 神经网络算法建立了基于 BP 神经网络的土壤容重预测模型,这种测量方法的精度虽然能够达到测量要求,但该方法难以实现实时测量。马玉莹等^[13]采用体积置换法,测量土壤含水率、土壤容重,此方法操作过程简单,用时较少,但在测量黏性大的土壤时需要的时间较长。王晓晴等^[14]应用伽马射线和可见近红外光谱测定土壤容重,该方法实验时采用丘陵地带的砾石风化程度很高的土样,测量精度偏低。MOREIRA 等^[15]利用近红外反射光谱来实现对土壤容重的预测,根据土壤材料在近红外光谱区域中的反射率来建立预测模型。SUUSTER 等^[16]提出了一个包含土壤有机质含量、土壤质地等 10 个变量的混合模型作为爱沙尼亚耕地土壤腐殖质层的土壤容重预测模型。MARTÍN 等^[17]通过提取土壤质地的香农信息熵结合土壤颗粒粒径分布来估算土壤容重。TRANTER 等^[18]将先验知识纳入模型构建过程,提出了一种概念模型,用于根据土壤矿物堆积结构和土壤结构来预测土壤容重。

已有研究表明,土壤图像包含着与土壤容重相关的信息,所以可从图像处理入手检测土壤容重。树莓派(Raspberry Pi)是一款基于 ARM 的微型计算机主板,设计精巧、成本较低、实时性强^[19],它有着强大的功能,在树莓派上可以实现图像特征提取、目标检测、人脸识别等任务^[20-22]。本文设计一种基于树莓派的表层土壤容重检测系统,获取土壤表面图

像后进行图像预处理,提取土壤表面图像的纹理特征参数和分形维数特征参数。通过分析,以相关性较高的特征参数作为输入建立土壤容重预测模型并植入树莓派,以实现土壤容重的精准、快速检测。

1 系统设计

1.1 硬件系统设计

硬件系统主要由树莓派主板及其外围设备组成。外围设备包括触控屏、通信定位模块、摄像头模块。图像采集由树莓派摄像头模块完成;图像处理部分由树莓派主板来实现。GPS 定位器可获得采样点的位置信息。整个硬件系统放置于车载机械台上,车载机械台可连接至农用拖拉机。硬件系统组成如图 1 所示。

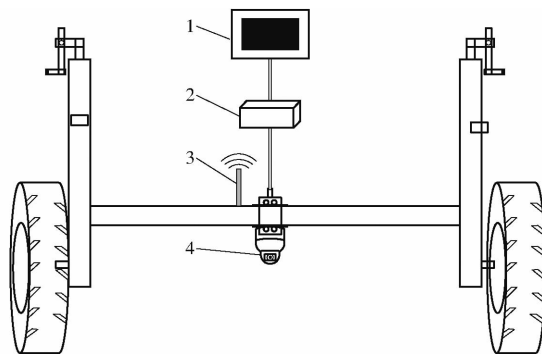


图 1 硬件系统组成示意图

Fig. 1 Schematic of hardware system composition

1. 触控屏 2. 树莓派主板 3. 通信定位模块 4. 摄像头模块

树莓派主板选用第 4 代 B 型主板,内存 4 GB。该主板主要参数如下:2 个 USB3.0 端口、2 个 USB2.0 端口和 1 个千兆以太网接口;配置 2.4 GHz 和 5.0 GHz IEEE 802.11ac 双频 WiFi,蓝牙 5.0;2 个微型 HDMI 端口,2 个 MIPI DSI 显示端口,2 个 MIPI CSI 摄像机端口。该主板较上一代有了很大的改进与提升。

树莓派摄像头模块选用搭配 16 mm 长焦镜头 Raspberry Pi HQ Camera IMX477 模块。该模块通过 CSI 排线与主板相连,程序可直接调用,不需要安装单独的驱动程序;分辨率达 1 230 万像素,拍摄的 RGB 图像质量较高;成像几乎无畸变,方便后续的处理。

硬件系统连接图如图 2 所示。

1.2 软件系统设计

树莓派可支持的操作系常见的有 Raspbian、Ubuntu Mate、Windows 10 IoT 等。其中,Raspbian 是官方提供的一款纯净的 ARM 版 Linux 系统,该系统在树莓派上的运算性能较强,运行稳定性高。Raspbian 系统支持 C、C++、Python、PHP、Java 等编程语言。其中 Python 语言是官方推荐的编程语言。

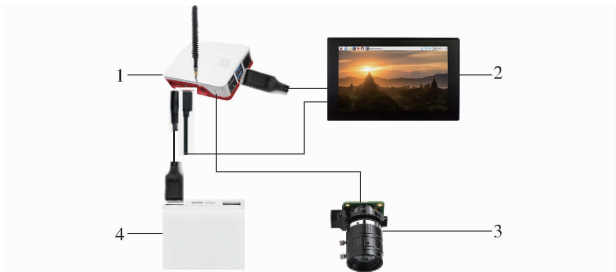


图2 硬件系统连接图

Fig.2 Hardware system connection diagram

1. 树莓派 2. 触控屏 3. 摄像头模块 4. 电源

它的语法结构清晰,语言简洁易读,可靠性高。树莓派主板上安装 Raspbian 操作系统并结合 Python 进行程序设计。

程序的具体工作流程为:运行程序后,树莓派摄像头模块采集土壤表面图像;采集的图像需要经过预处理以保证图像质量,以便后续图像特征参数提取的顺利进行,预处理包括灰度化、平滑滤波;对预处理后的图像进行特征参数提取;调用内嵌预测模型得到最终的土壤容重预测值。树莓派程序流程图如图3所示。

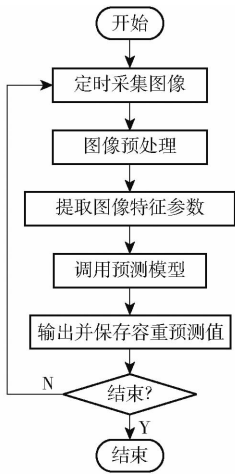


图3 树莓派程序流程图

Fig.3 Raspberry Pi program flow chart

在实验室内对系统进行实验,将相应程序植入树莓派后,对准实验专用土槽土壤表面,启动程序,运行结果如图4所示,土壤表面图像展示在最前面,拍摄的图像及对应的容重预测值会保存到本地,最终取得了预期的效果。

2 研究方法

2.1 图像预处理

采集土壤表面图像时由于受到室外光照、机械振动等不可控因素的影响,所采集的图像包含噪声,需要对采集的图像进行预处理才能提取到准确的图像信息。

实验所用的相机为 RGB 相机,初始图像为彩色

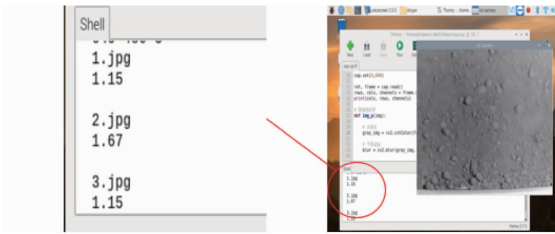


图4 树莓派程序运行界面

Fig.4 Raspberry Pi program running interface

图像。处理彩色图像的工作量较大,过程复杂,而灰度图像能够反映本文所需的图像特征即纹理特征和分形维数特征,因此需要将彩色图像灰度化。然后对图像进行去噪。平滑滤波能够达到消除孤立噪声点的效果^[23]。该方法去除点状噪声效果较好,对图像边缘以及图像细节影响较小。预处理效果如图5所示。

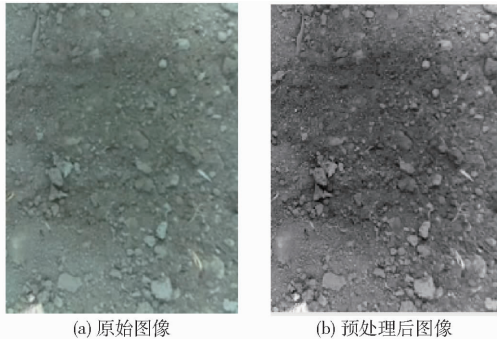


图5 图像预处理效果

Fig.5 Image preprocessing effect

2.2 图像特征提取

2.2.1 Tamura 纹理特征

纹理普遍存在于自然图像以及人工图像中,纹理中包含着大量信息,尤其是自然图像中的纹理信息丰富且复杂。在计算机视觉、图像分析等领域对图像纹理的分析保持着较高热度^[24]。

Tamura 纹理特征包括粗糙度、对比度、方向度、线性度、规整度和粗略度 6 个特征,其中粗略度是粗糙度与对比度之和,所以不提取该特征。

2.2.2 分形维数特征

分形是 Hausdorff – Besicovich 维数严格大于拓扑维数的数学集合^[25-26]。自然物体表面在空间上大都具有分形特征,其灰度图像也具有分形特征。分形维数是分形理论中的重要参数^[26]。

文献[27]比较了 5 种不同图像分形维数的计算方法,得出差分盒子维法具有较好的性能。差分盒子维法利用了盒子中灰度分布情况,得到比一般方法更为精确的分维结果。

2.3 预测模型

2.3.1 SVM 与 GRNN 模型

支持向量机(Support vector machine, SVM)在处

理分类、回归、判别分析等诸多问题上有着广泛应用。它具有出色的泛化能力,在线性、非线性问题中有着一定优势,适用于小样本和大样本,在综合评价和预测等领域也得到了应用。广义回归神经网络 (Generalized regression neural network, GRNN) 属于径向神经网络,在处理不稳定数据上具有较大的优势^[28]。GRNN 的逼近、学习速度在小样本上具有优势。GRNN 由 4 层构成,即输入层 (Input layer)、模式层 (Pattern layer)、求和层 (Summation layer) 和输出层 (Output layer),其结构如图 6 所示。

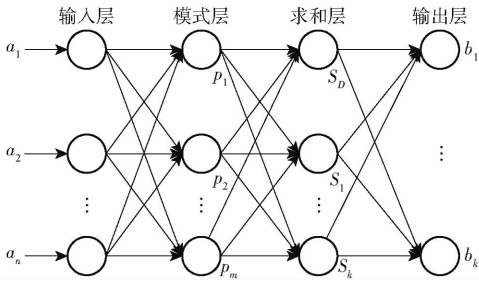


图 6 广义回归神经网络结构图

Fig. 6 Structure diagram of generalized regression neural network

2.3.2 Bagging 集成模型

集成学习模型由基学习器和组合器组成。常用基学习器的构造方式有基于不同训练集、不同特征集、不同性质的学习器;组合器的组合方法有投票法、平均法、加权法^[29]。

引导聚类算法 (Bootstrap aggregating, Bagging) 是一种较为成熟且应用广泛的集成学习算法, Bagging 通过在原始数据集抽样产生多个不同但包含重复样本的子训练集,抽样一般为有放回的抽样。利用这些子训练集分别训练基学习器从而产生多个不同的基学习器即子模型,子模型最终通过组合产生集成模型。在进行回归问题时一般采用平均法。

如果 Bagging 中每个基学习器使用的算法相同,可以通过在不同的训练集随机子集上进行训练得到不同的学习器,基学习器间依赖关系较弱。集成模型通过将多个基学习器进行结合,具有较强的泛化性能。Bagging 在训练时可以并行化,因此运行速度较快。Bagging 集成模型生成过程如图 7 所示。

2.4 数据获取

田间实验地点为中国农业大学上庄实验站,实验时间是 2021 年 3 月。将树莓派主板、相机、触控屏等装置安装并连接;通过触控屏控制树莓派系统,便可拍摄土壤表面,相应的土壤表面图像显现在触控屏上。相机与地面的距离为 700 mm,设置图像

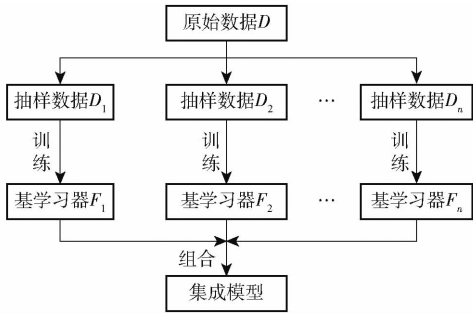


图 7 Bagging 集成模型生成过程

Fig. 7 Bagging integrated model generation process

采集相关参数并调节相机,使得拍摄到的图像质量较高;匀速开动农业机械保证采样点均匀分布,然后使用环刀取土法采集土样并装入相应的铝盒中。实验中有有效采样点有 12 列,每列 8 个,共 96 个。车载系统图像采集和环刀取土的实验场景如图 8 所示。



图 8 实验场景

Fig. 8 Experimental scene diagram

将采集的 96 个土样带回,测量容重。首先将装有土样的环刀和铝盒一起称量。然后将其干燥并再次称量,记录数据。实验采用的环刀为标准的 100 cm³ 环刀,每套环刀质量已事先测量。土壤容重计算式为

$$d = \frac{M - G}{100}$$

(1)

式中 d ——土壤容重, g/cm³
 M ——环刀、铝盒、干土质量之和, g
 G ——环刀和铝盒质量之和, g

3 结果与分析

3.1 相关性分析

3.1.1 Tamura 纹理特征分析

编写程序提取 Tamura 纹理特征与土壤容重进行相关性分析。结果显示其中的粗糙度、对比度、方向度 3 个纹理特征与土壤容重具有较高的相关性,相关系数分别为 -0.754、-0.799、-0.806。相关性分析结果如图 9 所示。粗糙度表征了纹理模式的粒度级别,对比度从全局上统计像素分布,方向度与纹理基元的形状和排列复杂性有关。

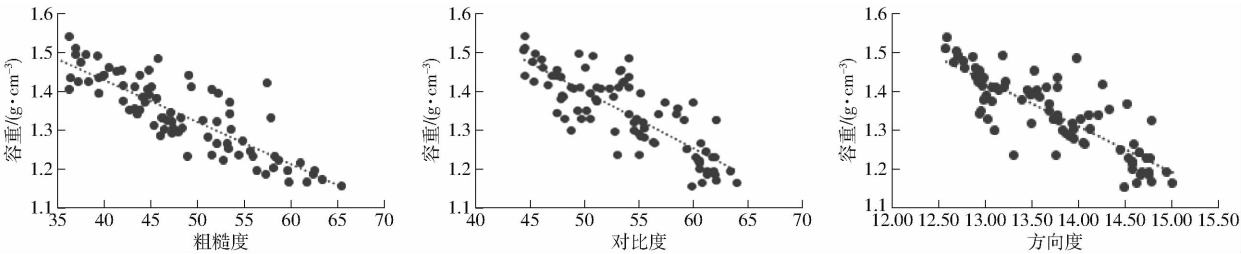


图9 Tamura 纹理特征相关性分析结果

Fig.9 Tamura texture feature correlation analysis results

3.1.2 分形维数特征分析

提取分形维数特征与土壤容重进行相关性分析,结果如图 10 所示。相关系数为 -0.849 ,相关性较高。

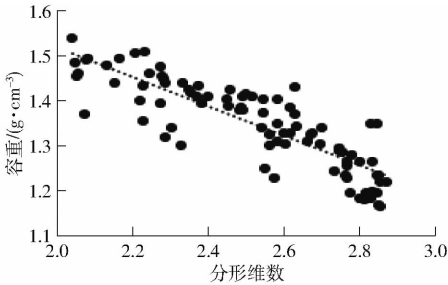


图 10 分形维数特征相关性分析结果

Fig. 10 Fractal dimension feature correlation analysis results

分形维数可度量图像表面特征,它有效反映表面的复杂度和不规则性^[30],表征、分析不同的图形和纹理^[31-32]。分形曲面形貌复杂度和不规则性越高则分形维数越大,分形曲面形貌复杂度和不规则性越低则分形维数越小。

3.2 模型建立

3.2.1 SVM 与 GRNN 回归模型

建立 SVM 回归模型。经过剔除损坏和误差数据,得到 87 个可用于后续分析的实验样本,训练集与验证集按照 3:1 划分,即 65 个样本作为训练集,其余的 22 个样本作为验证集。在 Python 3.7 中使用 Libsvm 软件包进行模型建立,将粗糙度、对比度、方向度 3 个纹理特征值以及分形维数作为模型输入。选择 RBF 核函数,参数 c 与 g 用 gridregression.py 自动寻优。在验证集上模型的土壤容重预测值与测定值的相关性如图 11 所示。模型决定系数 R^2 为 0.7917 ,建模效果较好,可用于容重预测。

建立 GRNN 模型时样本划分同建立 SVM 模型时一致。将粗糙度、对比度、方向度以及分形维数特征值作为模型输入进行模型建立。训练样本特征维度为 4,数量为 65 个,得到 GRNN 模型的结构为 4:65:2:1。在验证集上模型的土壤容重预测值与测定值的相关性如图 12 所示。模型 R^2 为 0.8172 ,较 SVM 回归模型有所提升。

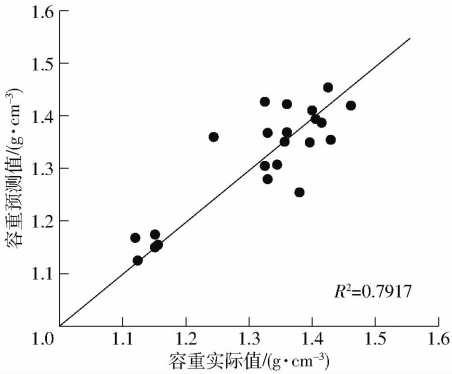


图 11 SVM 回归模型容重预测值与实际值的相关性

Fig. 11 Correlation between predicted value and

measured value of bulk density of SVM regression model

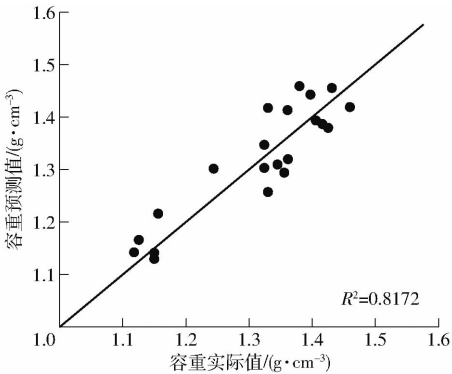


图 12 GRNN 回归模型容重预测值与实际值的相关性

Fig. 12 Correlation between predicted value and measured

value of bulk density of GRNN regression model

3.2.2 Bagging 集成模型

利用基于 Python 的 Sklearn 库进行建模。设置基学习器个数 $N = 4$,基学习器输入特征数 $m = 4$,oob_score 为 True,训练集抽样采取有放回抽取策略。样本划分同建立 SVM 以及 GRNN 单一模型时一致,65 个样本作为训练集,其余的 22 个样本作为验证集。设置 n_test 为 10 即从原始的 65 个训练集中抽取 55 个数据作为基学习器的训练集,这样会生成 4 个不同的训练集,保证了基学习器的差异性。组合采取平均法即将每个基学习器预测值的算数平均值作为最后的预测值。在基学习器即 SVM 和 GRNN 基模型训练中,模型参数调整、选择采用与单一模型建立时相同的方法。

在测试集上对模型进行验证,最终得到的 Bagging 集成模型的土壤容重预测值与测定值进行相关性分析,结果如图 13 所示。

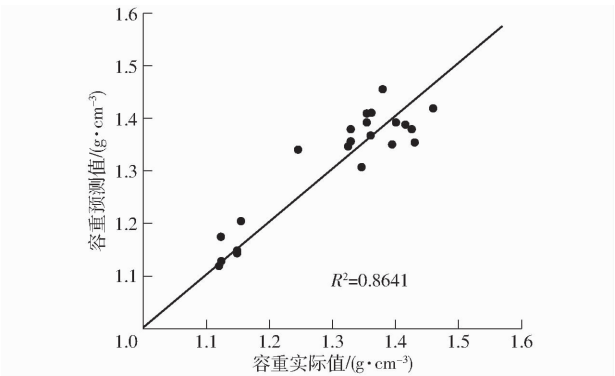


图 13 Bagging 模型容重预测值与实际值的相关性
Fig. 13 Correlation between predicted value and measured value of bulk density of Bagging model

采用均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE)、 R^2 3 个指标评价模型。Bagging 集成模型以及单一 SVM 模型和 GRNN 模型进行精度对比,结果见表 1。Bagging 集成模型取得了较好的预测结果。在建立 Bagging 集成模型过程中抽样集的差异性保证了集成模型的泛化能力^[33],在增加基学习器之间差异度的同时提高了基学习器的估计精度;基于 SVM 和 GRNN 的两个模型融合,最终结果在预测精度上得到了较大的提升。

表 1 预测模型精度对比

参数	SVM	GRNN	Bagging
RMSE/($\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$)	0.150 5	0.132 6	0.091 4
MAE/($\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$)	0.062 4	0.057 6	0.031 6
R^2	0.791 7	0.817 2	0.864 1

3.3 田间实验

实验地点为中国农业大学上庄实验站,实验时间是 2021 年 4 月。利用基于树莓派的车载式农田表土层土壤容重检测系统进行 60 个采样点的表土层土壤容重检测,将容重值显示并存储。检测时匀速开动农业机械,保证采样点均匀分布。使用环刀取土法采集土样,并测得该方法测量的表土层容重。

检测系统所得土壤容重与环刀取土法所得土壤容重进行相关分析,结果如图 14 所示。计算得到平均绝对误差 (MAE) 为 $0.041\ 2\ \text{g}/\text{cm}^3$ 。

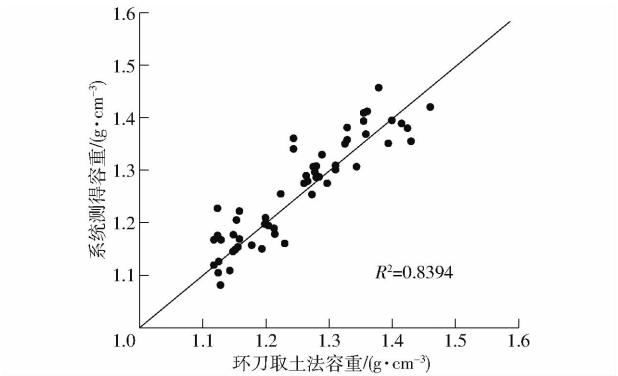


图 14 系统田间实验结果
Fig. 14 Result of system field experiment

将系统田间实验结果数据和训练建立模型时的预测结果数据对比,发现系统在田间实验实时测量平均绝对误差 (MAE) 较大,表明其精度较低。分析原因可能是受到光照强度、拍摄图像质量的影响。后续将进一步分析并消除相关因素影响,提高系统现场检测精度。

4 结论

(1) 设计了基于树莓派的农田表土层土壤容重检测系统,对土壤表面图像进行采集得到土壤表面图像样本,对图像样本进行灰度化、平滑滤波预处理操作后提取图像的 Tamura 纹理特征即粗糙度、对比度、方向度、线性度、规整度和粗略度 6 个特征以及图像的分形维数特征。通过相关性分析最终得到了 4 个与表土层土壤容重相关性较高的特征,即粗糙度、对比度、方向度和分形维数特征。

(2) 采用粗糙度、对比度、方向度和分形维数特征作为输入建立的 Bagging 集成模型来预测表土层土壤容重,该模型取得了良好的预测效果,可以用于系统预测模型的嵌入。基于树莓派的农田表土层土壤容重检测系统田间实时测量结果显示测量的平均绝对误差 (MAE) 为 $0.041\ 2\ \text{g}/\text{cm}^3$,满足了农田表土层土壤容重精准、快速检测的要求。

参 考 文 献

[1] WANG Yunqiang,SHAO Ming'an,LIU Zhipeng,et al. Prediction of bulk density of soils in the Loess Plateau region of China [J]. Surveys in Geophysics, 2014,35(2):395-413.

[2] 郭李娜,樊贵盛. 黄土耕作农田地表土壤(0~2 cm)容重的多元非线性预报模型[J]. 中国农村水利水电,2018(1):14-18,22.

GUO Li'na,FAN Guisheng. Multivariate nonlinear prediction model for soil bulk density of surface soil (0~2 cm) in cultivated loess fields[J]. China Rural Water and Hydropower,2018(1):14-18,22. (in Chinese)

[3] 陈源源. 气候变化对中国粮食生产的影响[J]. 中国农学通报,2021,37(12):51-57.

CHEN Yuanyuan. The impact of climate change on China's grain production[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin,2021, 37(12):51-57. (in Chinese)

- [4] HAN W, GONG Y, REN T, et al. Accounting for time-variable soil porosity improves the accuracy of the gradient method for estimating soil carbon dioxide production[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2014, 78(4): 1426–1433.
- [5] 田耀武, 黄志霖, 肖文发, 等. 三峡库区兰陵流域森林土壤有机碳、有机质与容重间的回归模型[J]. *华南农业大学学报*, 2016, 37(1): 89–95.
TIAN Yaowu, HUANG Zhilin, XIAO Wenfa, et al. Regression model between forest soil organic carbon, organic matter and bulk density in the Lanlingxi watershed of the Three Gorges reservoir area[J]. *Journal of South China Agricultural University*, 2016, 37(1): 89–95. (in Chinese)
- [6] 曲成闯, 陈效民, 韩召强, 等. 生物有机肥对潮土物理性状及微生物量碳、氮的影响[J]. *水土保持通报*, 2018, 38(5): 70–76.
QU Chengchuang, CHEN Xiaomin, HAN Zhaoqiang, et al. Effects of bioorganic fertilizer application on soil physical properties and microbial biomass carbon and nitrogen in fluvoaquic soil[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2018, 38(5): 70–76. (in Chinese)
- [7] 傅子洵, 王云强, 安芷生. 黄土区小流域土壤容重和饱和导水率的时空动态特征[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(13): 128–134.
FU Zihuan, WANG Yunqiang, AN Zhisheng. Spatio-temporal characteristics of soil bulk density and saturated hydraulic conductivity at small watershed scale on Loess Plateau[J]. *Transactions of the CSEE*, 2015, 31(13): 128–134. (in Chinese)
- [8] 田宏武, 郑文刚, 李寒. 大田农业节水物联网技术应用现状与发展趋势[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(21): 1–12.
TIAN Hongwu, ZHENG Wen'gang, LI Han. Application status and developing trend of open field water-saving Internet of Things technology[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(21): 1–12. (in Chinese)
- [9] 张学权. 不同植被恢复土壤容重和孔隙度特征分析[J]. *成都大学学报(自然科学版)*, 2017, 36(3): 325–327.
ZHANG Xuequan. Analysis of soil bulk density and porosity in different vegetation restoration[J]. *Journal of Chengdu University (Natural Science Edition)*, 2017, 36(3): 325–327. (in Chinese)
- [10] 刘战东, 张凯, 米兆荣, 等. 不同土壤容重条件下水分亏缺对作物生长和水分利用的影响[J]. *水土保持学报*, 2019, 33(2): 115–120.
LIU Zhandong, ZHANG Kai, MI Zhaorong, et al. Effects of water deficit on crop growth and water use under different soil bulk densities[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2019, 33(2): 115–120. (in Chinese)
- [11] AL-SHAMMARY A A G, KOUZANI A Z, KAYNAK A, et al. Soil bulk density estimation methods: a review[J]. *Pedosphere*, 2018, 28(4): 581–596.
- [12] 王巧利, 林剑辉, 许彦峰. 基于 BP 神经网络的土壤容重预测模型[J]. *中国农学通报*, 2014, 30(24): 237–245.
WANG Qiaoli, LIN Jianhui, XU Yanfeng. The model for predicting soil bulk density based on the BP neural network[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2014, 30(24): 237–245. (in Chinese)
- [13] 马玉莹, 雷廷武, 张心平, 等. 体积置换法直接测量土壤质量含水率及土壤容重[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(9): 86–93.
MA Yuying, LEI Tingwu, ZHANG Xinping, et al. Volume replacement method for direct measurement of soil moisture and bulk density[J]. *Transactions of the CSAE*, 2013, 29(9): 86–93. (in Chinese)
- [14] 王晓晴, 孙孝林, 王会利. 应用伽马射线和可见近红外光谱测定土壤容重[J]. *土壤学报*, 2019, 56(4): 994–1003.
WANG Xiaoping, SUN Xiaolin, WANG Huili. Determination of soil bulk density with Gamma ray and visible-near infrared spectroscopy[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2019, 56(4): 994–1003. (in Chinese)
- [15] MOREIRA C S, BRUNET D, VERNEYRE L, et al. Near infrared spectroscopy for soil bulk density assessment[J]. *European Journal of Soil Science*, 2009, 60(5): 785–791.
- [16] SUUSTER E, RITZ C, ROOSTALU H, et al. Soil bulk density pedotransfer functions of the humus horizon in arable soils[J]. *Geoderma*, 2011, 163(1–2): 74–82.
- [17] MARTÍN M Á, REYES M, TAGUAS F J. Estimating soil bulk density with information metrics of soil texture[J]. *Geoderma*, 2016, 287: 66–70.
- [18] TRANTER G, MINASNY B, MCBRATNEY A B, et al. Building and testing conceptual and empirical models for predicting soil bulk density[J]. *Soil Use & Management*, 2010, 23(4): 437–443.
- [19] 韩文超. 基于树莓派的葫芦丝演奏机器人设计与开发[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2016.
HAN Wenchao. Design and development of gourd flute playing robot based on Raspberry Pi [D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2016. (in Chinese)
- [20] 宗宇轩. 基于优化纹理特征的手背静脉识别算法研究及在 RaspberryPi 系统上的实现[D]. 长春: 吉林大学, 2018.
ZONG Yuxuan. Research of dorsal hand vein recognition algorithm using optimized texture features and its implementation on RaspberryPi system [D]. Changchun: Jilin University, 2018. (in Chinese)
- [21] 张洋硕, 苗壮, 王家宝, 等. 基于 Movidius 神经计算棒的行人检测方法[J]. *计算机应用*, 2019, 39(8): 2230–2234.
ZHANG Yangshuo, MIAO Zhuang, WANG Jiabao, et al. Pedestrian detection method based on Movidius neural computing stick [J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 39(8): 2230–2234. (in Chinese)
- [22] 马帅. 基于树莓派的人脸识别门禁系统设计与实现[D]. 大连: 大连交通大学, 2018.
MA Shuai. Design and implementation of face recognition system based on Raspberry Pi [D]. Dalian: Dalian Jiaotong University, 2018. (in Chinese)
- [23] 张诚. 纹理抑制平滑滤波及其在织物图案识别中的应用[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2016.
ZHANG Cheng. Smoothing filter with texture suppression and its application in fabric pattern recognition [D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2016. (in Chinese)
- [24] 刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(4): 622–635.
LIU Li, KUANG Gangyao. Overview of image texture feature extraction methods[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(4): 622–635. (in Chinese)

- [15] 童光毅,倪琦,潘跃龙,等. 农业信息化背景下光伏发电扶贫模式及效益提升机制研究[J]. 农业工程学报,2019,35(10):131–139.
TONG Guangyi, NI Qi, PAN Yuelong, et al. Photovoltaic poverty alleviation model and benefit promotion mechanism under background of agricultural informatization[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(10): 131–139. (in Chinese)
- [16] 孙若男,杨曼,苏娟,等. 我国农村能源发展现状及开发利用模式[J]. 中国农业大学学报,2020,25(8):163–173, 6.
SUN Ruonan, YANG Man, SU Juan, et al. Current situation of rural energy development and its development and utilization modes in China[J]. Journal of China Agricultural University, 2020, 25(8): 163–173, 6. (in Chinese)
- [17] CHARLES C R, MICHAEL J G. Eco-efficiency analysis of an agricultural research complex[J]. Journal of Environmental Management, 2003, 68(3):219–229.
- [18] 王珺. 区域综合能源系统规划及优化运行[D]. 南京:东南大学,2017.
WANG Jun. Planning and optimal operation of regional integrated energy system [D]. Nanjing: Southeast University, 2017. (in Chinese)
- [19] 安文静. 我国光伏产业扶贫机制与模式研究[D]. 太原:山西财经大学,2018.
AN Wenjing. Research on poverty alleviation mechanism and model of China's photovoltaic industry [D]. Taiyuan: Shanxi University of Finance and Economics, 2018. (in Chinese)
- [20] 郑哲鲲.“猪-沼-果”循环农业投资项目的经济效益和环境效应研究[D]. 福州:福建农林大学,2019.
ZHENG Zhekun. Study on economic and environmental effects of “pig biogas fruit” circular agriculture investment project [D]. Fuzhou: Fujian Agriculture and Forestry University, 2019. (in Chinese)
- [21] 李文斌. 建水县西山村种养结合循环农业模式构建及推广研究[D]. 昆明:云南师范大学,2019.
LI Wenbin. Study on the construction and popularization of planting and breeding combined circular agriculture model in Xishan Village, Jianshui County [D]. Kunming: Yunnan Normal University, 2019. (in Chinese)
- [22] 邓晔. 浅谈盐城市生态循环农业发展模式——以江苏梅林畜牧有限公司为例[J]. 农业科技通讯,2020(4):20–22.
DENG Ye. On the development model of ecological circular agriculture in Yancheng City—taking Jiangsu Meilin Animal Husbandry Co., Ltd. as an example [J]. Agricultural Science and Technology Communication, 2020(4): 20–22. (in Chinese)
-

(上接第 335 页)

- [25] SUDDUTH K A, DRUMMOND S T, KITCHEN N R. Accuracy issues in electromagnetic induction sensing of soil electrical conductivity for precision agriculture [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2001, 31(3):239–264.
- [26] 王晗,王克奇,白雪冰,等. 基于分形维木材表面粗糙度的研究[J]. 森林工程,2007(2):13–15.
WANG Han, WANG Keqi, BAI Xuebing, et al. The research of wood surface roughness based on fractal dimension[J]. Forest Engineering, 2007(2):13–15. (in Chinese)
- [27] 赵海英,杨光俊,徐正光. 图像分形维数计算方法的比较[J]. 计算机系统应用,2011,20(3):238–241,246.
ZHAO Haiying, YANG Guangjun, XU Zhengguang. Fomparison of calculation methods-based image fractal dimension[J]. Computer Systems & Applications, 2011, 20(3):238–241,246. (in Chinese)
- [28] 何汉林,孟爱华,祝甲明,等. 基于优化的 GRNN 和 BP 神经网络的磁滞曲线拟合对比分析[J]. 机电工程,2013,30(1):116–120.
HE Hanlin, MENG Aihua, ZHU Jiaming, et al. Contrast analysis of hysteresis curve fitting between optimized GRNN and BP neural network[J]. Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2013, 30(1):116–120. (in Chinese)
- [29] 张文清,傅雨佳,杨慧中. 基于改进聚类 and 加权 bagging 的多模型软测量建模[J]. 化工学报,2012,63(9):2697–2702.
ZHANG Wenqing, FU Yujia, YANG Huizhong. Multi-model soft-sensor modeling based on improved clustering and weighted bagging [J]. CIESC Jorunal, 2012, 63(9):2697–2702. (in Chinese)
- [30] 陈苏婷,张勇,胡海锋. 基于激光散斑分形维数的表面粗糙度测量方法[J]. 中国激光,2015,42(4):232–237.
CHEN Suting, ZHANG Yong, HU Haifeng. Surface roughness measurement based on fractal dimension of laser speckle[J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(4):232–237. (in Chinese)
- [31] 李小龙. 纸张表面微观形貌的分析与表征研究[D]. 广州:华南理工大学,2014.
LI Xiaolong. Analysis and characterization of paper surface micro-topography [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2014. (in Chinese)
- [32] SHANMUGAVADIVU P, SIVAKUMAR V. Fractal dimension based texture analysis of digital images [J]. Procedia Engineering, 2012, 38:2981–2986.
- [33] 何亮,宋擒豹,海振,等. 基于 Bagging 的组合 k-NN 预测模型与方法[J]. 控制与决策,2010,25(1):48–52.
HE Liang, SONG Qinbao, HAI Zhen, et al. Bagging-based ensemble model and algorithm of k-NN prediction[J]. Control and Decision, 2010, 25(1):48–52. (in Chinese)