

陈盈宜,潘丽敏,叶勇,等.基于SVM算法的超声波速度-土壤含水率估计模型[J].华中农业大学学报,2024,43(2):247-253.
DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2024.02.027

基于SVM算法的超声波速度-土壤含水率估计模型

陈盈宜^{1,2},潘丽敏¹,叶勇^{1,2},李君^{1,2},黄光文¹

1.华南农业大学工程学院,广州 510642;2.岭南现代农业科学与技术广东省实验室,广州 510642

摘要 为快速准确获取土壤含水率信息,便于农业精准灌溉,引入支持向量机算法(SVM)对4种不同干湿交替处理下超声波速度与土壤含水率进行拟合分析和回归训练优化,构建基于超声波速度的土壤含水率预测模型。结果显示,与传统的烘干法相比较,利用该模型在田间验证土壤含水率,平均相对误差为1.5%左右。研究表明,基于SVM模型构建的超声波速度-土壤含水率预测模型能够较好地描述被研究区域内土壤含水率,可为利用超声波特性实现对农田土壤水分的持续监测提供参考。

关键词 土壤含水率;超声波速度;SVM算法;干湿交替

中图分类号 S152.7 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2024)02-0247-07

土壤水分的有效性对植物的光合及蒸腾作用起着关键作用,土壤水分不仅是作物赖以生长的重要因素之一^[1-2],而且是肥料能否被作物有效利用的重要前提。目前常用的土壤含水率检测方法如烘干法、电导率法和红外线检测法等都有着检测时间长、精确度不高的问题,提高土壤含水率信息获取速度及准确率一直是现代农业领域的热点和难点^[3]。

土壤的基本物理参数如颗粒尺寸、孔隙度、含水量等,在降雨入渗、土体水分蒸散等气象条件或灌溉排水等水文循环过程中都会发生相应变化,直接导致土壤微结构的改变^[4-5]。声波作为一种良好的信息载体,在户外田间传播会受浅层土壤物理性质的影响,而接收波中携带了与土壤相关的基本物理参数及微结构变化的相关信息,因此,声学检测技术在土壤检测领域表现出强有力的优势^[6]。如Wei等^[7]利用TH204型非金属超声波测试系统在实验室对土壤进行超声波测试,研究膨胀土干湿循环次数、循环幅度及含水率变化对超声纵波速度的影响,并得到相关变化规律。Pan等^[8]利用超声波速度和土壤体积质量的双重参数,在湿干交替条件下构建了土壤含水量模型。Xu等^[9]改进了Brutsaert理论模型,获得了较好的田间土壤含水量预测结果。另外,李君等^[10]还考虑了田间土壤因经历多次干湿循环过程造

成的结构及物理性质变化对检测结果的影响,构建在综合考虑土壤历经多次干湿交替作用后土壤含水率与超声波速度关系模型,预测误差在6%左右。然而在这些研究中,无论是采用了数据拟合数学模型或者是理论模型来描述声学参数与土壤含水率之间的关系,模型的变动大且预测精度并不高。近年来随着机器学习、深度学习研究的深入,众多学者尝试应用人工智能方法获取土壤物理信息,如李志国等^[11]利用改进SVM构建了土体压缩指数等的预测模型,李铁牛等^[12]提出了SVM算法模型实现自动拾取土体微震初至波的方法,王辰璇等^[13]在众多算法中选择了智能优化的SVM算法来评估农业的可持续发展。与其他人工智能技术相比,支持向量机是在小样本统计学理论与结构风险最小化基础上建立的机器学习方法,不仅可以用来解决分类问题,对于函数回归问题上也具有较好的泛化能力。

本研究考虑水分干湿交替对于土壤结构的影响,对4种不同程度干湿交替处理下的土壤含水率与超声波速度进行相关性试验,并采用支持向量机(SVM)的机器学习算法构建模型并选取优化参数值,对比预测集的结果精确度,旨在引入机器学习算法实现声学监测农田土壤含水率信息。

收稿日期:2022-12-20

基金项目:岭南现代农业广东省实验室科研项目(NZ2021040);国家荔枝产业技术体系项目(CARS-32)

陈盈宜,E-mail:chenyingyicyy@stu.scau.edu.cn

通信作者:李君,E-mail:autojunli@scau.edu.cn

1 材料与方法

1.1 土样采集

供试土样采自华南农业大学科研试验基地(23°09'48"N, 113°21'44"E)常年耕作土壤耕层0~15 cm,采用直径为5 cm的取土圆柱环刀对被研究土壤区域进行取样,测量土样样本原始条件包括土壤水分以及组成成分等。取样过程中需要对表面的石块和落叶杂物等进行清理,取样之后为了保证土壤的结构不被破坏,不对土壤进行过筛研磨,以确保土壤可以更加接近自然状态下的条件,按照林业行业标准LY/T 1225—1999(土壤颗粒组成)测量被研究土壤的颗粒含量,分别为:砂粒(颗粒直径为0.05~2.00 mm)占48.7%、粉粒(颗粒直径为0.002~0.050 mm)占39.1%、黏粒(颗粒直径<0.002 mm)占12.2%。

1.2 试验设计

对于一般田间耕作层土壤,土壤最大含水率为30%、土壤平均含水率为15%、土壤凋萎含水率为5%^[14-15]。因此,综合考虑土壤田间持水量^[16]、平均含水率及凋萎含水率,并结合我国区域降雨差异及农田灌溉需求性质不同,设置土壤样本初始含水率分别为30%、25%、20%、15%,终止含水率为5%。对4个不同初始含水率的处理分别制作3个土壤样本,可以得到12个不同的土壤样本。本研究中,超声波的声速测量均是在自然环境温度20~25℃下进行的,忽略了环境温度对超声波速度的影响。超声脉冲速度并不总是随土壤温度的变化而变化,可能是因为自然环境中的土壤通常不是一个良好的热导体^[9,17]。

1.3 试验方法

如图1所示,将风干土料添加到定制的亚克力容器中,同时利用精度为0.01 g的电子天平分别得到亚克力土壤容器的质量 m_c 和风干土壤的质量 m_d 。再利用压实块对表面压实平整,设定土壤样本的初始高度为150 mm。试验前,为使土壤样本达到设定的初始含水率,根据式(1)确定土壤样本达到初始含水率所需的模拟降水量 m_t ,利用模拟降雨器将 m_t 均匀施洒在土壤样本上,并将湿润土壤样本密封保存24 h以保证土壤样本均匀湿润^[18]。

$$m_t = w_m(m_d - m_c) \quad (1)$$

式(1)中, m_t 为模拟降水量,kg; w_m 为土壤含水率,%; m_d 为风干土壤样本质量,kg; m_c 为土壤样本容器质量,kg。

干湿交替设计:土壤不断经历水分变化,土粒细

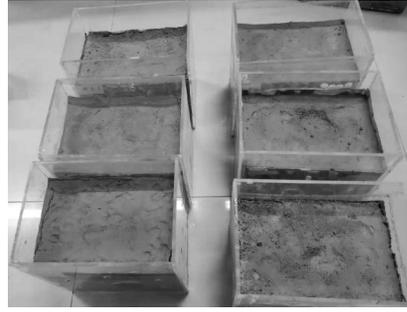


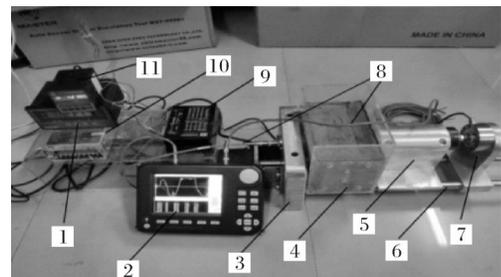
图1 土壤样本实物图

Fig.1 Physical picture of soil sample

化团聚体重组,将对声学检测土壤含水率造成影响,因此需要对土壤干湿交替的变化进行考虑。分别将土壤样本自然风干,期间多次取样利用烘干法确定土壤含水率,直到水分达到终止含水率时,判断为完成1次干湿交替。接着重复上述操作,直到共完成4次干湿交替,视为结束。

在土壤由湿到干的变化过程中,将利用如图2所示搭建的超声波土壤原位检测装置对土壤进行多次超声检测,其中超声波仪器选用了ZBL-U510型非金属超声波检测仪,主要应用于土体参数检测^[4,8,10]。将4次干湿交替过程中所测得超声波速度进行自适应融合^[19],根据多元极值理论计算各组的加权因子,结合上述加权因子,采用自适应加权融合模型对超声速度值进行自适应加权,得到最终超声速度融合值,可以得到更加精准的土壤水分与超声参量的变化关系。

将非金属超声检测仪的发射与接收换能器安装在换能器的安装盒中,调整到合适的高度正好与土



1. 力值显示控制仪 Force value display control instrument; 2. 非金属超声波检测仪 Nonmetallic ultrasonic detector; 3. 支架 Support; 4. 土样 Soil sample; 5. 换能器安装盒 Transducer mounting box; 6. 滑轨 Slide rail; 7. 压力传感器 Pressure sensor; 8. 超声换能器连接线 Ultrasonic transducer cable; 9. 步进电机驱动器 Stepper motor driver; 10. 电源变压器 Power transformer; 11. 步进电机控制器 Stepper motor controller.

图2 超声波检测装置示意图

Fig.2 Schematic diagram of ultrasonic testing device

样容器两侧的圆孔对正,接着涂抹超声波耦合剂在土壤表面使换能器可以紧贴土壤两侧。换能器安装盒旁边是压力传感器,首先设置压力传感器的最大限值为20 N,接着启动步进电机驱动装置的丝杆移动,带动着压力传感器推动换能器压紧土壤,直到此时的压力值已达设置值为止,这里步进电机由电源变压器驱动。记录此时土壤样本的有效长度 d ,接着启动非金属超声波检测仪,分别通过发射和接收换能器来完成超声波检测,重复进行10次检测,记录通过土壤样本的声速值。

1.4 数据处理

试验数据采取了SVM算法模型对数据集进行训练并得到模型优化值,再利用测试集检验模型预测土壤含水率的精确度。

1) 试验数据归一化处理。为避免因输入、输出数据的数量级差别较大导致训练过程不稳定以及预测误差较大等情况。首先对插值后的超声波速度与土壤含水率数据进行归一化处理^[20],归一化后数据将限制在 $[0,1]$ 。

$$y'_i = \frac{y_i - \min}{\max - \min} \quad (2)$$

式(2)中, y'_i 为归一化后的数值; y_i 为在归一化之前的实际数据, \min 为所有数据中的最小值; \max 为所有数据中的最大值。

2) SVM算法样本集构造。所有归一化的数据,选取土壤样本由湿-干过程中超声波速度值作为输入数据,对应的土壤含水率作为输出数据。初始土壤含水率为15%、20%、25%和30%的土壤样本编号分别记为T1~T4,每个样本数据集总数分别有108个。按25:2的比例划分为训练集和测试集,即分别随机选取100个超声波速度数据作为训练样本集,8个超声波速度数据作为测试样本集。

3) SVM模型参数选择及优化。在模型建立的过程中,SVM选择适用性比较强的高斯核函数(RBF)为核函数,形式如公式(3)。将惩罚参数 C 和内核参数 g 初值均设为0,其中,惩罚因子 C 、不灵敏度系数 ϵ 、核参数对支持向量机模型的预测性能有很大影响,本研究采用K-fold交叉验证法对模型参数寻优,表1列出了模型参数的优化值。损失函数中 P 初值设为0.01,交叉验证中 K 设为5。 σ 为RBF核函数的调控参数,因其具有较高的灵活性,使RBF核函数具有广泛的适用性。

$$K(x_i, y) = e^{-\frac{\|x_i - y\|^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

表1 支持向量机模型参数优化值

Table 1 Optimization values of support vector machine model parameters

编号 Number	惩罚系数 C Penalty coefficient	内核参数 g Kernel parameters	损失函数 P Loss function	核函数类型参数 Kernel function type arguments
T1	1.41	0.35	0.01	0.82
T2	45.25	11.31	0.01	0.54
T3	2.83	2.83	0.01	0.71
T4	64.00	0.50	0.01	0.88

4) 数据分析方法及算法评价指标。所测声学 and 土壤含水率数据采用Matlab 2019软件进行整理统计。使用SPSS 24.0的皮尔逊相关系数算法计算超声波速度和土壤含水率的相关系数,并进行显著性检验。利用SVM算法得到土壤含水率的预测结果之后,选择能够反映出测量精密度的平均均方误差(MRE)以及能够衡量回归模型整体拟合度的决定系数 R^2 作为回归预测精度的评价指标。

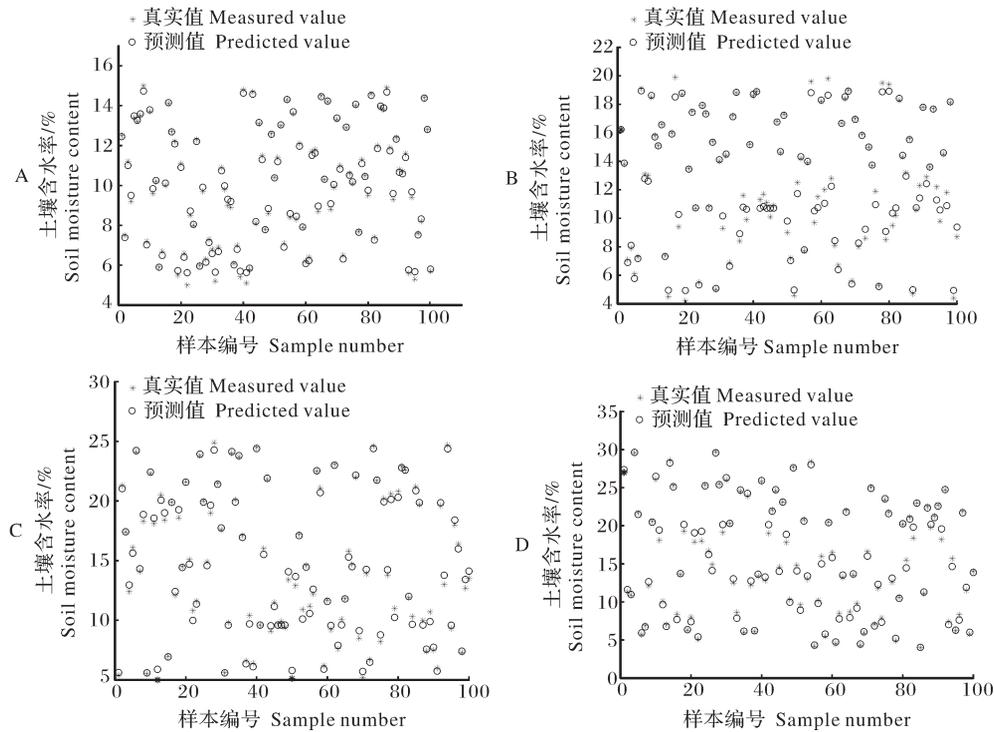
2 结果与分析

2.1 超声波速度和土壤含水率的相关性分析

超声波速度对不同初始土壤含水率组的敏感程度分析结果显示,T1组的超声波速度和土壤含水率极显著负相关($P < 0.001, r = -0.985$),T2组的超声波速度和土壤含水率极显著负相关($P < 0.001, r = -0.992$),T3组的超声波速度和土壤含水率极显著负相关($P < 0.001, r = -0.959$),T4组的超声波速度和土壤含水率极显著负相关($P < 0.001, r = -0.962$)。

2.2 SVM算法模型训练分析

初始含水率分别为15%、20%、25%、30%的干湿交替处理的土壤样本采用SVM模型训练集测试的实测值与预测值结果见图3。由图3可知,4种不同初始含水率的干湿交替处理下的土壤样本训练集中相关系数 R^2 和平均相对误差MRE如表2所示。从表2可以看出,4个不同初始含水率下的超声波速度-含水率SVM算法模型的 R^2 均在0.99以上,这说明实际样本的土壤含水率输出值和利用支持向量机模型输出的土壤含水率值有较好的拟合效果,并且训练集模型土壤含水率预测误差均小于0.003,表明SVM算法所建立的回归模型在所选训练集中对土壤含水率有很高的预测能力和精度。



A: 初始含水率为15% Initial moisture content of 15%; B: 初始含水率为20% Initial moisture content of 20%; C: 初始含水率为25% Initial moisture content of 25%; D: 初始含水率为30% Initial moisture content of 30%.

图3 SVM算法模型训练集对土壤含水率的预测结果

Fig.3 Estimation results of soil moisture content training set based on SVM algorithm model with different initial moisture content

表2 不同初始含水率下SVM算法训练集的 R^2 和MRE

Table 2 R^2 and MRE of SVM algorithm training set under different initial moisture content

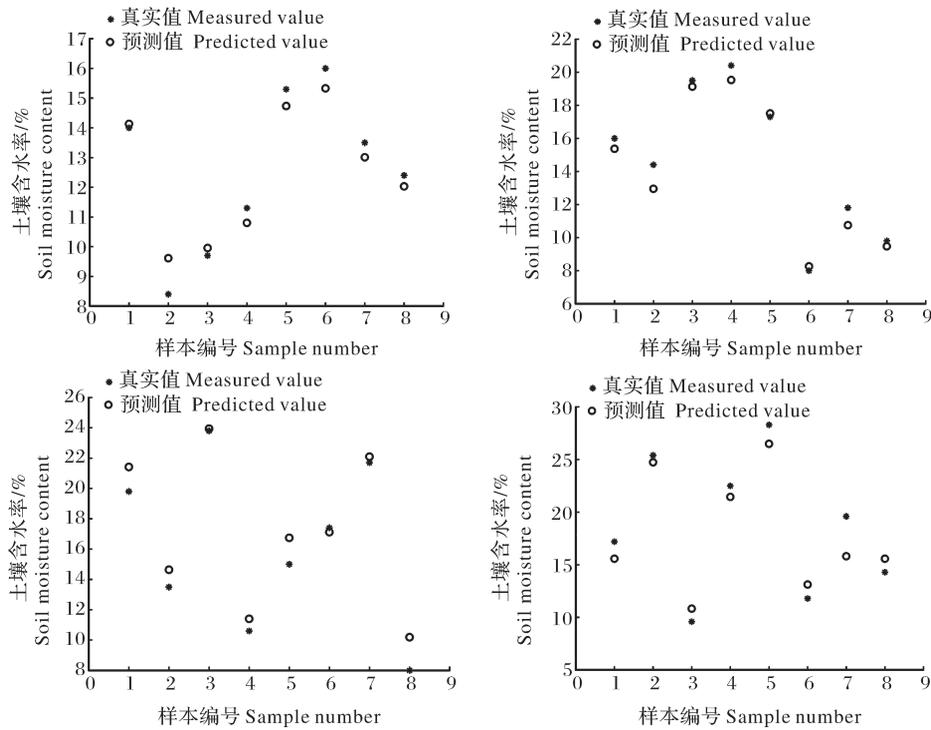
编号 Number	决定系数 R^2	平均相对误差 MRE	样本数量 Sample size
T1	0.996	0.001 393 9	100
T2	0.992	0.002 950 4	100
T3	0.995	0.001 812 8	100
T4	0.991	0.002 902 6	100

由4个不同初始含水率条件下的超声波速度-含水率SVM算法模型训练集对土壤含水率预测结果可知,基于SVM算法的超声波声速模型对土壤含水率具有较好的识别效果(图3)。实际应用中,土壤种植不同作物时对水分的需求各不相同,基于SVM算法的超声波水分模型能否应用于不同墒情需求的土壤是值得探究的问题,可为实际应用检测节约时间成本,简化繁琐步骤。因此,在华南农业大学科研试验基地(23°9'48"N, 113°21'44"E)选择不同灌溉管理模式下的土壤类型,分别取墒情需求各不相同的土壤样本各8个,验证基于SVM算法的土壤含水率与超声波速度的估计模型。选择对土壤水分需求较大的水田试验基地验证SVM_{T4}估计模型,而水分要求

中等的菜地试验基地验证SVM_{T3}估计模型,水分需求普通的玉米田试验基地验证SVM_{T2}估计模型,水分要求较少的果园试验基地验证SVM_{T1}估计模型。

2.3 超声波土壤含水率预测模型验证

图4是不同初始含水率时SVM算法模型测试集对土壤含水率预测结果,如图4所示,水田、菜地、玉米田、果园土壤含水率的平均相对误差分别为1.50%、1.44%、1.25%、1.45%,SVM算法模型对土壤含水率的预测误差控制在1.5%左右,4种不同初始含水率的干湿交替处理下的测试集中相关系数 R^2 分别为0.950、0.980、0.977和0.967。结果表明,即便是在不同土壤类型的试验田中,实际样本的土壤含水率输出值和利用SVM算法模型预测的土壤含水率值同样有较好的拟合效果,从土壤含水率预测误差也可以得到,基于SVM算法所建立的超声波速度-土壤含水率估测模型能够很好地描述不同土壤墒情需求的田间土壤含水率变化动态行为。如SVM_{T1}模型可以用于描述如木本类果树等对土壤墒情需求较弱的田间土壤含水率的变化;SVM_{T2}模型能够很好地描述像玉米田、小麦田等对土壤墒情需求一般的田间土壤含水率的变化;SVM_{T3}模型较好地反映如菜地



A: 初始含水率为15% Initial moisture content of 15%; B: 初始含水率为20% Initial moisture content of 20%; C: 初始含水率为25% Initial moisture content of 25%; D: 初始含水率为30% Initial moisture content of 30%.

图4 SVM算法模型测试集对土壤含水率的预测结果

Fig.4 Estimation results of soil moisture content test set based on SVM algorithm model with different initial moisture content

等对土壤墒情需求中等的田间土壤含水率的变化;而SVM_{T4}模型同样能够很好地描述如水田、花卉培育田等对土壤墒情需求较大的田间土壤含水率的变化。

2.4 不同预测模型对比

笔者所在课题组提出了考虑干湿交替条件的超声波速度-土壤含水率二项式回归分析模型 $W_m = -9.6 \times 10^{-4} v_p^2 + 0.4148 v_p + C$, 具体参数如文献[3]表2所示。将2种不同的回归分析方法对土壤含水率进行预测的误差分布情况进行比较,根据图5可知:二项式回归分析模型在土壤含水率预测时

产生的误差较大,最大平均相对误差达到6.64%,支持向量机模型在土壤含水率预测时产生的误差较小,平均相对误差在1.4%左右,预测效果远远优于二项式模型,表明采用本研究提出的SVM算法模型来探索土壤含水率与超声波速度间的非线性关系较为可行。

3 讨论

本研究以耕作层土壤为研究对象,考虑了干湿交替处理下土壤含水率变化对超声波速度的影响,并通过利用机器学习的SVM算法进行数据处理。引入了支持向量机的回归分析方法对4种不同干湿交替超声波速度与土壤含水率进行回归训练,构建了基于SVM优化算法的超声波速度的土壤含水率预测模型。将土壤含水率预测模型应用于不同墒情需求的土壤试验地进行含水率估测,并得到运用支持向量机模型对土壤含水率的预测结果的平均相对误差均小于1.5%。与运用二项式模型对土壤含水率的预测结果相比更加准确。本研究结果表明,土壤含水率与声学表征参数之间并非是完全的二次式关系,利用输入指标变量的二项式组合无法很好地描

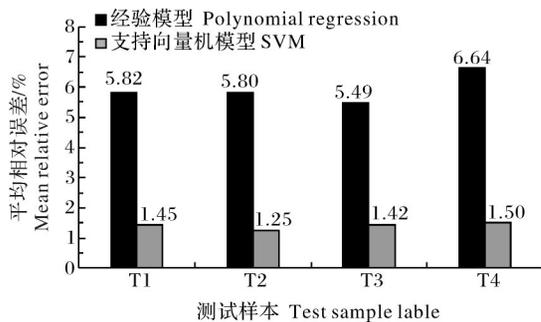


图5 2种方法预测结果平均相对误差图

Fig.5 Average relative error graph of prediction results of two methods

述输入和输出变量的依赖关系。而研究提出的SVM算法模型较为准确地反映了土壤含水率与超声波速度之间的非线性关系,表明利用支持向量机模型构建的基于超声波速度的土壤含水率预测网络模型更能够描述研究区域内不同墒情需求的土壤含水率。

该模型考虑了不同干湿交替状态对土壤结构产生的效应,在表征基于不同墒情要求的土壤含水率与超声波速度的关联性上更加精准,可为利用超声学信息对农田土壤含水率的持续监测提供参考。但同时也存在一些不足,忽略了土壤其他参数对声学测量的影响,导致准确度下降。在接下来的试验中,将考虑多个土壤参数对声参量测量的影响,以此修正土壤含水率的声学模型,实现更加精准统一的土壤水分声学检测模型。

参考文献 References

- [1] 刘济明,李佳,文爱华,等. 米槁幼苗光合色素与光合特征对干旱胁迫的响应[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(9): 171-174. LIU J M, LI J, WEN A H, et al. Responses of photosynthetic pigment and photosynthetic characteristics of *Cinnamomum migao* to drought stress[J]. Jiangsu agricultural sciences, 2019, 47(9): 171-174 (in Chinese).
- [2] 梁飞,李云霞,关新元,等. 长期大田滴灌对新疆农田水盐环境影响的研究进展[J]. 华中农业大学学报, 2023, 42(5): 1-11. LIANG F, LI Y X, GUAN X Y, et al. Progress of effects of long-term field drip irrigation on water and salt balance of farmland in Xinjiang [J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2023, 42(5): 1-11 (in Chinese with English abstract).
- [3] SANTI E, PALOSCIA S, PETTINATO S, et al. Application of artificial neural networks for the soil moisture retrieval from active and passive microwave spaceborne sensors [J]. International journal of applied earth observation and geoinformation, 2016, 48: 61-73.
- [4] 李君,潘丽敏,潘翠敏,等. 干湿交替下基于超声波速度的土壤含水率估算模型[J]. 农业工程学报, 2020, 36(8): 114-119. LI J, PAN L M, PAN C M, et al. Model for estimating soil moisture content based on ultrasound velocity under dry-wet alternating conditions[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(8): 114-119 (in Chinese with English abstract).
- [5] 张国祥,申丽霞,郭云梅. 微润灌溉条件下土壤质地对水分入渗的影响[J]. 灌溉排水学报, 2016, 35(7): 35-39. ZHANG G X, SHEN L X, GUO Y M. Effect of soil structure on water infiltration under moistube irrigation [J]. Journal of irrigation and drainage, 2016, 35(7): 35-39 (in Chinese with English abstract).
- [6] XU Y, DUAN J L, JIANG R, et al. Study on the detection of soil water content based on the pulsed acoustic wave (PAW) method [J]. IEEE access, 2021, 9: 15731-15743.
- [7] WEI B X, HUANG Z. Assessment of change in acoustic wave velocity of compacted expansive soil through experiments [J]. Scientia iranica, 2017, 24(1): 136-142.
- [8] PAN L M, CHEN Y Y, XU Y, et al. A model for soil moisture content prediction based on the change in ultrasonic velocity and bulk density of tillage soil under alternating drying and wetting conditions [J/OL]. Measurement, 2022, 189: 110504 [2022-12-20]. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.110504>.
- [9] XU Y, LI J, DUAN J L, et al. Soil water content detection based on acoustic method and improved Brutsaert's model [J/OL]. Geoderma, 2020, 359: 114003 [2022-12-20]. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.114003>.
- [10] 李君,徐岩,姜锐,等. 超声波土壤含水量检测装置的模型建立与验证 [J]. 农业工程学报, 2017, 33(13): 127-133. LI J, XU Y, JIANG R, et al. Establishment and verification of model for ultrasonic soil water content detector [J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(13): 127-133 (in Chinese with English abstract).
- [11] 李志国,白瑞涵,刘旭进,等. 基于支持向量机上海地区土体物理力学指标相关性研究 [J]. 地震科学进展, 2023, 53(2): 66-76. LI Z G, BAI R H, LIU X J, et al. Correlations between physical and mechanical property indexes of Shanghai soil based on support vector machine [J]. Progress in earthquake sciences, 2023, 53(2): 66-76 (in Chinese with English abstract).
- [12] 李铁牛,胡宾鑫,李化坤,等. 基于改进支持向量机的微震初至波到时自动拾取方法 [J]. 工矿自动化, 2023, 49(3): 63-69. LI T N, HU B X, LI H K, et al. Automatic picking method of microseismic first arrival time based on improved support vector machine [J]. Journal of mine automation, 2023, 49(3): 63-69 (in Chinese with English abstract).
- [13] 王辰璇,陈莉. 小波-智能优化支持向量机模型及其对农业可持续发展的评价 [J]. 农业工程学报, 2023, 39(4): 208-216. WANG C X, CHEN L. Wavelet-intelligent optimization model using support vector machine and its application for evaluating sustainable agricultural development [J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(4): 208-216 (in Chinese with English abstract).
- [14] 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 Y Y, LEI T W, ZHANG X P, 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 with English abstract).
- [15] 邹文安,姜波,顾李华. 土壤水分常数的测定 [J]. 水文, 2015, 35(4): 62-66. ZOU W A, JIANG B, GU L H. Measurement of soil moisture constants [J]. Journal of China hydrology, 2015,

- 35(4):62-66 (in Chinese with English abstract).
- [16] CHEN J, WANG H, YAO Y P. Determination of optimum moisture content of a clay using nonlinear ultrasonic technique [J]. Japanese geotechnical society special publication, 2015, 1(2):1-5.
- [17] 黄传琴, 邵明安. 干湿交替过程中土壤胀缩特征的实验研究 [J]. 土壤通报, 2008, 39(6): 1243-1247. HUANG C Q, SHAO M A. Experimental study on soil shrinking and swelling characteristics during the alternative drying and wetting processes [J]. Chinese journal of soil science, 2008, 39(6): 1243-1247 (in Chinese with English abstract).
- [18] WYLLIE M R J, GREGORY A R, GARDNER G H F. An experimental investigation of factors affecting elastic wave velocities in porous media [J]. Geophysics, 1958, 23(3):459-493.
- [19] 王浩, 董振振, 赵景波, 等. 基于改进自适应加权融合算法的土壤湿度监测研究 [J]. 中国农机化学报, 2019, 40(1): 152-155. WANG H, DONG Z Z, ZHAO J B, et al. Soil moisture monitoring based on improved adaptive weighted fusion algorithm [J]. Journal of Chinese agricultural mechanization, 2019, 40(1): 152-155 (in Chinese with English abstract).
- [20] 全玉婷. 最小二乘支持向量回归机的算法研究 [D]. 金华: 浙江师范大学, 2018. TONG Y T. Study of least squares support vector regression [D]. Jinhua: Zhejiang Normal University, 2018 (in Chinese with English abstract).

A SVM algorithm-based model for estimating ultrasonic velocity-soil moisture

CHEN Yingyi^{1,2}, PAN Limin¹, YE Yong^{1,2}, LI Jun^{1,2}, HUANG Guangwen¹

1. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China;

2. Guangdong Province Laboratory for Lingnan Agricultural Science and Technology, Guangzhou 510642, China

Abstract It is extremely important to obtain accurate information of soil moisture and understand the dynamic change pattern of soil moisture. A support vector machine algorithm (SVM) was introduced for fitting analysis and regression training optimization of ultrasonic velocity-soil moisture under four different treatments of alternating wet and dry, and a prediction model of the soil moisture based on ultrasonic velocity was constructed. The prediction model was used to estimate the water content of soil in farmland tillage layer with different moisture requirements. The results showed that the average relative error of verifying soil moisture in the field with the model constructed was about 1.5% compared with the traditional drying method. It is indicated that the prediction model for ultrasonic velocity-soil moisture based on SVM model can effectively describe the soil moisture in the area studied. It will provide reference for utilizing ultrasonic characteristics to achieve continuous monitoring of soil moisture in farmland.

Keywords soil moisture; ultrasonic speed; SVM; alternating wet and dry

(责任编辑: 陆文昌)