

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.02.020

基于VIS-NIR的播种沟内土壤水分测量传感器研究

张东兴^{1,2} 刘江^{1,2} 杨丽^{1,2} 崔涛^{1,2} 和贤桃^{1,2} 张天亮^{1,2}

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 农业农村部土壤-机器-植物系统技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 基于土壤水分的播深调整技术,需要对播种沟土壤水分进行测量,以便根据落种点处的土壤水分信息进行播种调节,改变播种策略。本文设计了一种可见光-近红外(Visible and near-infrared, VIS-NIR)式土壤水分传感器。使用高分辨率光谱仪采集不同水分梯度的土壤光谱数据,采用偏最小二乘回归法(Partial least squares regression, PLSR)进行建模分析,并结合多种数据降维方法进行变量筛选,得出不同土壤含水率的敏感波段分别在410、540、780、970 nm附近;通过对这4种波长进行组合建模分析,选择得出预测最优的VIS和NIR波长组合为410 nm和970 nm。采用这两种波长设计传感器,并进行实验室试验,结果表明:当传感器与被测土壤表面距离 d 较近时(0~3 mm),测量精度和稳定性最好;当 d 为0~3 mm、土壤质量含水率处于0.69%~28.45%时,真实值与预测值之间决定系数 R^2 达到0.81,均方根误差(RMSE)为2.90%;当土壤质量含水率处于0.69%~22%时,真实值与预测值之间 R^2 提高至0.93,此时均方根误差降低为1.72%。通过析因试验得出,在显著性水平为0.05时,温度与光照强度对传感器正常工作没有明显影响。土槽试验表明,真实值与预测值之间 R^2 为0.82, RMSE为1.23%,满足玉米等作物播种环节土壤水分的测量要求。

关键词: 可见光-近红外; 土壤含水率; 传感器; 精密播种; 偏最小二乘回归

中图分类号: S237 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)02-0218-09 OSID: 

Soil Moisture Measurement Sensor Research in Seeding Ditch
Based on VIS-NIR

ZHANG Dongxing^{1,2} LIU Jiang^{1,2} YANG Li^{1,2} CUI Tao^{1,2} HE Xiantao^{1,2} ZHANG Tianliang^{1,2}

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Soil-Machine-Plant System Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100083, China)

Abstract: Soil moisture content (SMC) plays a vital role in seed germination and crop growth. It is of great significance for precision agriculture to acquire the SMC of seed-dropping point in planting for the sake of decision-making and depth-regulating of seeding. Thus, developing a proper SMC sensor will contribute a lot to precision agriculture. An SMC sensor was designed by using visible and near-infrared (VIS-NIR) light source. The spectral data of soil samples was collected by a high-resolution spectrometer, then the partial least squares regression (PLSR) was used for determining the optimal pretreatment method, and various dimensionality reduction methods were employed to select the characteristic wavelengths of soil moisture. It was concluded that the sensitive reflectance bands of different SMC within 400~1 000 nm were around 410 nm, 540 nm, 780 nm and 970 nm. Through the modeling analysis of combinations of two of these four wavelengths, the optimal wavelengths of VIS-NIR light sources for prediction were selected as 410 nm and 970 nm, respectively. The results of experiments conducted in the laboratory showed that when the distance between the sensor and the measured soil surface was under 3 mm, within the range of 0.69%~28.45% SMC, the predicted and the measured values appeared a justified linear correlation for which the coefficient of determination (R^2) was 0.81 while the root mean square error (RMSE) was 2.90%; within the range of 0.69%~22% SMC, the R^2 of the linear model reached 0.93 and the RMSE was decreased to 1.72%. The factorial test indicated

收稿日期: 2020-11-14 修回日期: 2020-12-17
基金项目: 国家自然科学基金项目(32071915)和国家玉米产业技术体系建设项目(CARS-02)
作者简介: 张东兴(1958—),男,教授,博士生导师,主要从事农业装备和玉米生产全程机械化研究,E-mail: zhangdx@cau.edu.cn
通信作者: 和贤桃(1990—),男,副教授,主要从事玉米智能播种装备研究,E-mail: hxt@cau.edu.cn

that temperature and light scarcely had influence on the SMC sensor at 0.05 level. The results of simulated field tests indicated that rocks and the process of acquire soil sampling may generate outliers. The R^2 of the linear correlation reached 0.82 and the RMSE was 1.23% after the outliers were excluded, which met the requirement of SMC detection in most conditions of precision agriculture such as maize planting.

Key words: visible and near-infrared; soil moisture content; sensor; precision planting; partial least squares regression

0 引言

在农业领域,适宜的土壤水分对种子萌发、作物生长具有重要作用。相关研究表明,基于土壤水分信息对播种深度进行实时调控能有效促进种子萌发和出苗,对作物增产增收具有重要意义^[1-2]。基于土壤水分调整播深的技术需要对种子落种环境即种沟的土壤进行测量,以便根据种沟的土壤水分信息进行播种调节和改变播种策略。

传统的烘干法进行土壤含水率测定具有精度高的优点,但该方法不能原位测量,对土壤具有破坏性,且测量耗时长。介电法(包括时域反射法、频域反射法、时域传输法等)利用土壤的介电特性来测量土壤含水率^[3-6]。通常将基于此原理开发的传感器探针插入土壤,通过与土壤接触获得时间、电压等参数来间接测量土壤水分。这种方法获得的是某一立体空间内的土壤含水率,难以实现某一点或某一层土壤水分的测量。对于种沟土壤水分测量需要频繁地将探针插入土壤,易引起腐蚀和磨损,影响使用寿命。

随着光谱学分析技术的发展,可见光-近红外(Visible and near-infrared, VIS - NIR)方法被广泛应用到土壤特性参数测量研究上^[7-10]。在 VIS - NIR 波段内,土壤含水率影响其反射光谱,一般在近红外区最为敏感^[8],在可见光区有一定的敏感性^[11]。采用此法开发的土壤水分传感器可以实现对土壤水分的快速测量,是土壤水分测量发展的重要方向。国内外许多学者对应用可见光、近红外技术测量土壤水分进行了相关研究^[11-18],部分学者研究了土壤水分光谱模型分析的构建方法,为传感器的开发奠定了理论基础。基于光谱原理开发的土壤水分测量设备^[12-13],其机械结构和光谱测量模型适用于自身测量设备提供的特定环境,难以直接用于对播种沟内的土壤水分测量。因此,研究适用于播种沟土壤水分测量的传感器对基于土壤含水率的播深调整技术的推广和使用具有重要意义。

为实现精密播种沟单点土壤水分的快速测量,本文分析波段 400 ~ 1 000 nm 内不同含水率土壤的反射光谱,应用多种数据降维方法选取特征波长,在

对不同特征波长进行组合建模分析后,设计一种 VIS 光源和短波 NIR 双波长光源式土壤水分传感器,并对其进行测试和性能评价。

1 结构与原理

传感器结构如图 1 所示,VIS 光源、NIR 光源与水平方向呈 45°,被对称胶固于 W 形支架上且位于光电传感器两侧。为避免 VIS 光源与 NIR 光源相互干扰,单片机供电并控制两个光源交替发光,照射土壤。土壤的反射光通过蓝宝石窗口集中后由光电传感器接收,并将光强信号转换为对应大小的电压信号。由于光电传感器转换后的电压强度很微弱,为提高其信噪比,采用运算放大器对电压信号进行滤波和放大,并输入到数据采集卡中。数据采集卡将采集的模拟电压数据转换为数字信号后传输至计算机端进行处理,由计算机端构建的土壤水分预测模型得到土壤含水率。

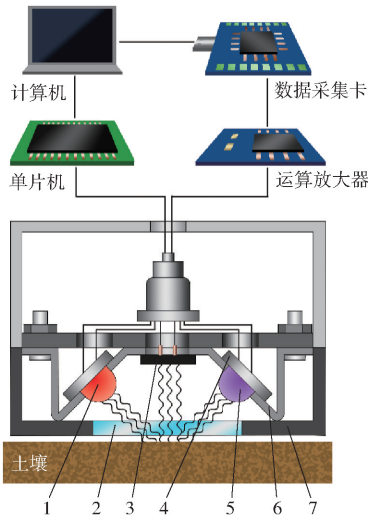


图 1 传感器结构图

Fig.1 Structural diagram of sensor

1. VIS 光源 2. 蓝宝石窗口 3. 光电传感器 4. 铝基板 5. NIR 光源 6. W 形支架 7. 外壳

2 光源波长的确定

光源是传感器的核心元件,确定最佳光源波长是传感器正常高效工作的关键,因此需要对不同含水率土壤进行光谱数据获取和分析,以筛选出适合

土壤水分测量的最佳光源波长。

2.1 土壤光谱数据的获取

试验土壤采用砂壤土,将取回的土壤样本用恒温干燥箱(DHG-9123A型,上海)在105℃下干燥12 h,干燥至恒质量后用10目土壤筛过筛。向过筛后的土壤中加入不同质量的水,获得7个梯度含水率的土壤,将土壤放入直径为60 mm的玻璃皿中,每个梯度配置3份样本,共21份样本。实际播种过程,开沟器会对种沟起一定的刮平作用,因此试验过程中刮平样本表面以减小土壤颗粒间隙对数据采集的影响。

使用QE Pro型高性能光谱仪(Ocean Optics, Inc.,美国)采集不同含水率下的土壤光谱数据,其可测波段范围为185~1 100 nm,光谱分辨率(FWHM)为1.1 nm,使用前进行白板校正。光源为HL-2000型卤钨灯光源(Ocean Optics, Inc.,美国),配合VIS-NIR实验室级分叉光纤(Ocean Optics, Inc.,美国)进行试验。试验时,将表面刮平的土壤样本迅速放至光谱仪光纤探头下,以减少样本表面水分散失对采集结果的影响。采用五点取样法获得每份样本上5个点的土壤反射光谱。

测量完毕后的土壤样品被放至铝盒中进行称量,然后将土壤样品放入恒温干燥箱中,在105℃下干燥12 h,再让其冷却至室温后进行二次称量,两次质量差与干燥后土壤质量的比值即为土壤质量含水率,以此获得所测土壤试样的准确含水率。共获得

7个水平的土壤含水率,分别为0.01%、4.35%、8.45%、12.19%、16.54%、19.73%、23.66%,以及105个与土壤含水率相关的反射光谱数据。

2.2 土壤光谱数据分析

2.2.1 光谱数据的预处理

由于低于400 nm和高于1 000 nm波长的光谱数据信噪比低,故不采用上述波段的光谱数据,只采用波段400~1 000 nm光谱数据进行分析。考虑到探头至土壤样本表面的距离不能保证绝对稳定,需要对获得的反射光谱数据进行去异常处理。采用蒙特卡洛交叉验证(Monte Carlo cross validation, MCCV)对异常样本值进行筛选,获得91个有效数据。

采用光谱-理化值共生距离法(Sample set partitioning based on joint x-y distance, SPXY)^[19]将70%样本作为建模集,30%样本作为预测集。为了减少光谱曲线噪声,提高建模的准确性,分别采用了移动窗口平均平滑、高斯滤波、SG(Savitzky Golay)平滑、小波变化、归一化、标准化、多元散射校正等常见光谱预处理方法对获得的光谱曲线进行信号增强后,采用PLSR进行建模与交叉验证,以寻求最佳预处理方法。分别获得了基于各预处理方法建模后的PLSR模型决定系数 R_c^2 、均方根误差(RMSE_c)、交叉验证决定系数 R_{cv}^2 、交叉验证均方根误差(RMSE_{cv})、预测决定系数 R_p^2 和预测均方根误差(RMSE_p),其结果如表1所示。

表 1 不同预处理方法的建模结果
Tab.1 Results of different pretreating methods

预处理方法	R_c^2	RMSE _c /%	R_{cv}^2	RMSE _{cv} /%	R_p^2	RMSE _p /%
移动窗口平均平滑	0.945	2.029	0.932	2.265	0.933	1.625
高斯滤波	0.949	1.958	0.938	2.164	0.938	1.555
SG平滑	0.950	1.937	0.940	2.116	0.939	1.543
小波变换	0.947	1.993	0.936	2.172	0.933	1.621
归一化	0.954	1.854	0.933	2.231	0.933	1.617
标准化	0.954	1.856	0.935	2.149	0.933	1.615
多元散射校正	0.918	2.471	0.907	2.626	0.903	1.949

从表1可以看出,基于本文所用的7种预处理方法建立的模型,决定系数都达到了0.9以上,其中采用归一化和标准化处理后的模型决定系数最高,为0.954。对比其他评价指标发现,SG平滑法建模的交叉验证结果和预测能力最好,而 R_c^2 为0.950,略低于最高的0.954,具有最好的综合性能。因此本文采用SG平滑法对不同水分梯度的土壤光谱数据进行预处理。

2.2.2 特征波长的选取

为选取出能预测土壤含水率的最佳波长,采用

相关系数法、连续投影算法(Successive projections algorithm, SPA)、无信息变量消除法(Uninformative variables elimination, UVE)、竞争自适应加权采样法(Competitive adaptive reweighted sampling, CARS)、随机跳蛙法(Random frog, RF)等方法^[20-25]对SG平滑预处理后的光谱数据进行特征波长的选取。相关系数法即利用PLSR模型各波长相关系数表示其在模型中的重要程度,即相关系数绝对值越大,说明该波长表征的信息越多,如图2a所示,采用该方法得到4个峰值点,共选取4个特征波长。SPA方法可

以通过提取少量变量达到提取较多模型有效信息,以减少信息重叠,当预测平均标准偏差达到最小值时所对应的变量个数即为选取的特征波长数量,如图 2b 所示,采用该方法在运行次数 $N = 10$ 时 RMSE 最小,此时共选择 10 个特征波长。UVE 法通过在光谱信息中加入噪声信息,进行交叉验证后剔除无关变量,得到新的系数矩阵,通过比较系数矩阵绝对值大小可选择特征变量,如图 2c 所示,采用该方法以稳定性大于 3 为阈值条件选取 37 个特征波长,由于选出的特征波长数量较多,在其基础上采用 SPA 法进行二次选择,如图 2d 所示,UVE + SPA 法选择

出 5 个特征变量。CARS 法是对 PLSR 模型回归系数根据“适者生存”原则进行筛选,除去绝对值小的系数后进行交叉验证,交叉验证均方根误差小即为最优变量,如图 2e 所示,根据该方法在运行 24 次时获得最小 $RMSE_{CV}$,此时选取 47 个特征波长,同理,在其基础上采用 SPA 法进行二次选择,如图 2f 所示,CARS + SPA 法选择出 5 个特征变量。RF 算法通过不断更新变量子集直至到达预设迭代次数后,统计每个变量被选择的概率,依据此概率选择最优波段,如图 2g 所示,采用该方法在迭代 10 000 次后,可直观看出 4 个最优波段。

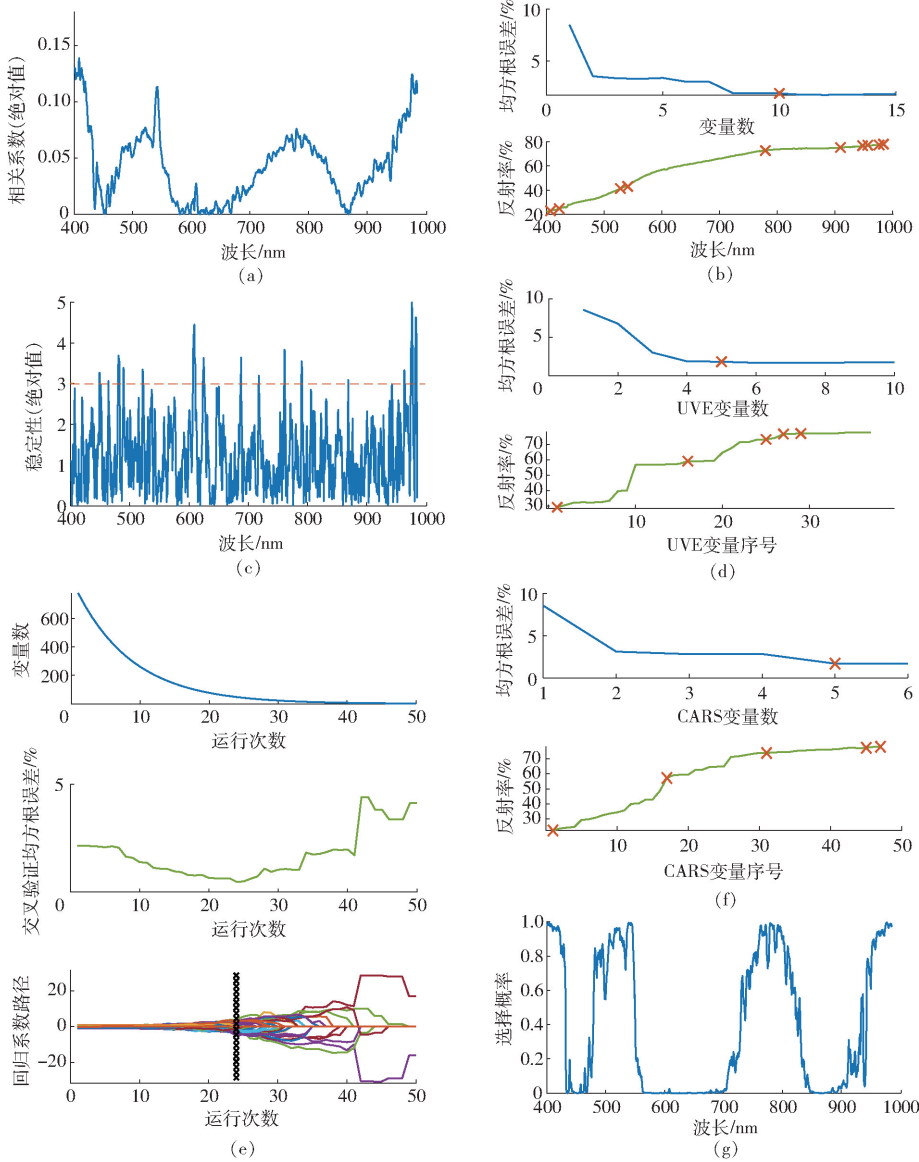


图 2 不同变量选择方法的波长选择结果

Fig. 2 Results of different variables reduction methods

上述方法选择出的特征波长或波段中,在波长 410、540、780、970 nm 附近的特征波长被选中的次数最多,说明这 4 种波长最能表征波段 400 ~ 1 000 nm 内土壤水分信息,因此将这 4 个波长作为土壤水分

传感器的候选波长。

2.2.3 最佳波长组合的选取

本文采用双波长光源进行土壤水分测量传感器的设计,在选择 4 个主要特征波长中,410、540 nm

属于 VIS 范围,780、970 nm 属于 NIR 范围。将 4 种波长两两组合并进行二元线性回归分析,共得到 6 种组合方式,计算每种组合方式预测值与真实值的决定系数 R^2 、均方根误差 (RMSE)、拟合值标准差 (SD) 以及相对分析误差 (RPD)。 R^2 越大,拟合度越优;RMSE 越小,估算能力越好;RPD 是 SD 与 RMSE 的比值,当 RPD 大于 2 时,说明有很好的预测能力^[15]。不同波长组合计算获得的参数如表 2 所示。

表 2 不同波长组合预测结果

Tab.2 Results of different wavelength combinations				
双波长组合	R^2	RMSE/%	SD	RPD
410 nm + 540 nm	0.73	2.63	4.36	1.66
410 nm + 780 nm	0.82	1.83	3.97	2.18
410 nm + 970 nm	0.84	1.81	4.20	2.32
540 nm + 780 nm	0.73	2.00	3.28	1.64
540 nm + 970 nm	0.70	2.36	3.67	1.56
780 nm + 970 nm	0.86	2.48	6.03	2.43

从表 2 可知,780 nm 与 970 nm 组合的 RPD 最高,说明这两种波长组合对土壤含水率预测能力最优,而 410 nm 与 970 nm 组合的 R^2 和 RPD 略低于 780 nm 与 970 nm 组合,考虑到使用 VIS 光源可以降低设计成本且更利于传感器搭建,因此采用 410 nm VIS 光源与 970 nm NIR 光源作为传感器光源。

3 传感器设计

3.1 光源与光电传感器

根据 2.2.3 节分析要求的 VIS-NIR 光源,选用 3535 型 410 nm 单色波长 LED 与 3535 型 970 nm 单色波长 LED 作为传感器光源。其中 410 nm 波长 LED 正常工作电压为 3.2~3.6 V,970 nm 波长 LED 正常工作电压为 2.0~2.2 V,工作电流均不大于 700 mA,发光角均为 120°,通过蓝宝石窗口后能形成较大区域的光斑。为提高 LED 散热性能以及便于灯珠的固定,采用回流焊将 LED 焊接在 8 mm 直径 3535 型 LED 专用铝基板上。

光电传感器采用 SGP96CR 型线性硅光电池,该半导体体积小、灵敏度高、响应速度快、线性度好。本文采用面积为 3.5 mm×5.5 mm 的 SGP96CR 型线性硅光电池,其光谱响应范围为 360~1 100 nm,能同时接收前述两种光源的反射光;暗电流为 5 nA,不影响正常情况下反射光的接收;响应时间约为 2 μs,响应迅速。

如表 3 所示,本文所采用的光源、光电传感器成本较低。通常情况下,光谱仪的价格在上万元,长波近红外光源及配套的光电探测器价格也在百元以上且需要定制。因此,与采用光谱仪式和长波近红外

表 3 VIS-NIR 传感器与光谱仪式、长波近红外式成本对比

Tab.3 VIS-NIR sensor compared with using spectrometer or LW-NIR light source in cost				元
类型	光谱仪式	长波近红外式	本文传感器	
光源	>1 000 (光纤式光谱仪需配备)	>100 (需定制)	10~20	
感光器件	>10 000	>100 (InGaAs 型探测器)	10 (SGPN96CR 型线性硅光电池)	

式传感器相比,本设计降低了开发成本。

3.2 电路设计

两个 LED 正常工作电流需不大于 700 mA,使用单片机模块输出 5 V 电压并搭建电阻分压电路对其进行供电。同时,单片机 IO 口控制 LED 负极电平,当 IO 口为低电平状态时 LED 发光,为高电平状态时 LED 熄灭。两个 LED 间隔约 2 s 交替发光,以便采集到稳定的数据。由于硅光电池接收到的反射光较微弱,输出电压信号较小,需要对信号进行放大处理,采用 LM358 直流放大模块对信号进行放大处理,增益约 100 倍。采用 MPS-010602 型数据采集卡对传感信号进行数据采集,该采集卡的 AD 转换模块可将采集到的模拟电压信号转换为数字电压信号,分辨率可达 2.5×10^{-3} V,精度较高,满足数据采集要求。将采集的电压信号保存至上位机,便于后续分析处理。

4 试验与结果分析

4.1 测量距离影响试验

4.1.1 试验材料与方法

通过 Matlab 中的 rand 函数随机生成 0~24% 之间共 60 组含水率,用恒温干燥箱将试验土壤在 105℃ 下干燥 12 h,干燥至恒质量后按随机生成的土壤含水率加入不同质量的水混合均匀。将配置好的试验样品装入玻璃皿中刮平进行测量。

如图 3 所示,将传感器固定在支架上,装有试验土壤的玻璃皿放在传感器下方,玻璃皿下方垫有 6 块厚度为 3 mm 的平整塑料板,此时土壤表面紧贴传感器下表面的蓝宝石窗口。通过移除塑料板可改变传感器与土壤表面的距离 d ,以此探讨传感器与

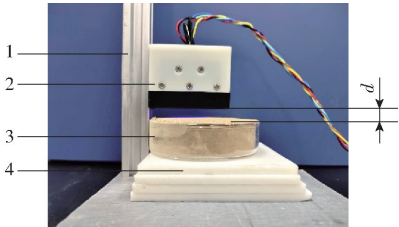


图 3 试验装置结构图

Fig.3 Structure diagram of test devices

1. 支架 2. 传感器 3. 土壤试样 4. 3 mm 塑料板

土壤表面距离对测量结果的影响。通过 MPS - 010602 型数据采集卡采集电压信号,采集速度为每秒 10 个数据,计算机接收数据并实时显示采集的电压信号曲线,图 4 为采集到的信号波形图。其中高电压为 NIR 光源发光时光电传感器接收 NIR 反射光后产生的电压,低电压为 VIS 光源发光时光电传感器接收 VIS 反射光后产生的电压。间隔 2 s 采集一次数据,每次采集 20 个电压数据。

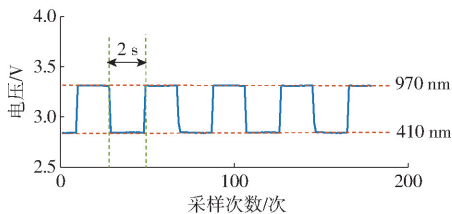


图 4 采集的信号波形图

Fig. 4 Diagram of signal acquired

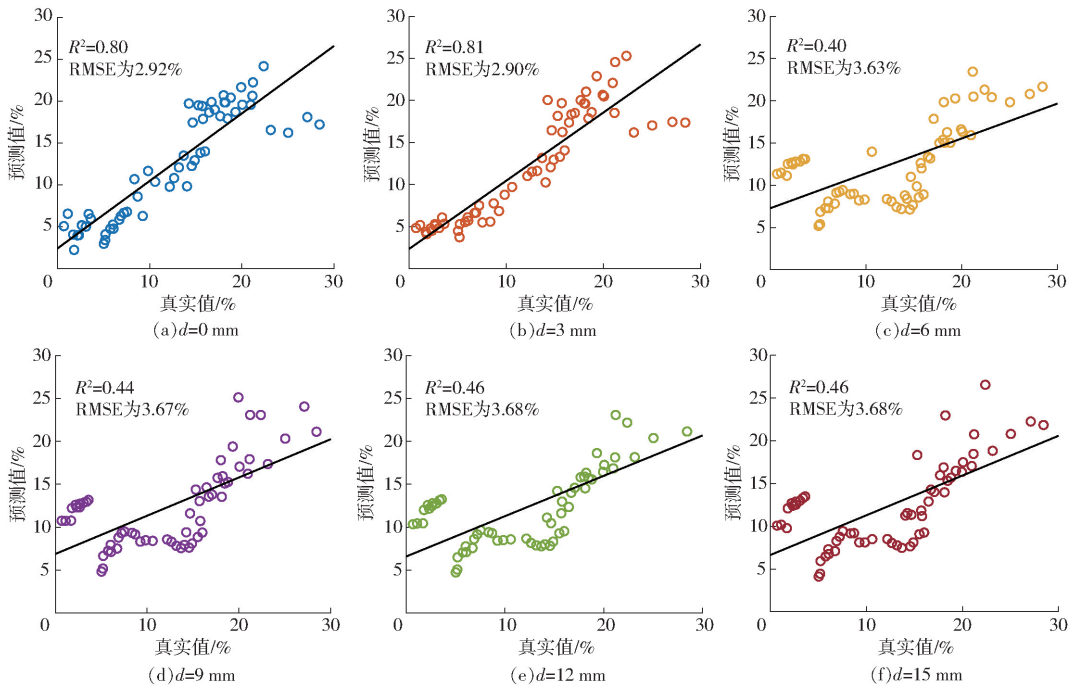


图 5 不同 d 时的土壤含水率预测值与真实值之间相关性分析

Fig. 5 Analysis of correlation between predicted and measured values of soil moisture content in different d

从图 5a、5b 可以看出,当 d 为 0、3 mm 时,预测值与真实值之间相关程度较高, R^2 分别为 0.80 和 0.81,说明本文设计的传感器在距离土壤较近时(0 ~ 3 mm)具有较好的土壤含水率测量精度,当测量距离 d 由 0 mm 增加到 3 mm 时,测量结果受影响很小,因此在该范围内的测量距离具有较高的测量稳定性。当 $d > 3$ mm 时,预测值与真实值线性相关程度骤然降低且趋于平稳,这可能是由于测量距离过大,光被漫反射至各个方向,无法通过蓝宝石窗口进行集中,光电传感器接收到的信号过弱导致其两端电压没有明显变化造成的。因此,为保证传感器较高的测量精度和稳定性,在对土壤水分进行测量

每次测试完后将试验土壤装入铝盒称量,放入恒温干燥箱干燥 12 h 后进行二次称量,获得 60 组试验土壤含水率,由于不同含水率土壤配置存在误差,获得的实际试验土壤含水率中最小为 0.69%,最大为 28.45%。

4.1.2 结果分析

对采集到的电压进行分析,获得不同土壤含水率下光电传感器分别接收 VIS 和 NIR 反射光产生的电压平均值。由于波长 410 nm 与 970 nm 反射强度与土壤含水率之间具有较好的线性预测度,所以认为光电传感器两端输出电压与土壤含水率之间也存在线性关系,可用电压与土壤含水率构建线性回归模型,通过分析预测值与真实值的相关程度评价传感器效果。不同测量距离 d 下的预测值与真实值的相关性如图 5 所示。

时,应将传感器与土壤表面的距离维持在 0 ~ 3 mm。

当 $d = 3$ mm 时,预测值与真实值之间的线性相关度最好,从图 5b 可以看出,含水率大于 22% 偏离预测趋势最远,可能是由于当试样土壤含水率大于 22% 时,试验所用土壤表面已经逐渐开始出现水分渗出现象,影响了反射光的接收。去除大于 22% 的土壤含水率后进行线性相关性分析,结果如图 6 所示, R^2 提高至 0.93, RMSE 降低为 1.72%,说明本文设计的传感器在土壤含水率低于 22% 时有更好的预测能力。而玉米等作物适宜播种的含水率为 15% ~ 20%^[26],可以满足其播种作业环节的土壤水分测量需求。

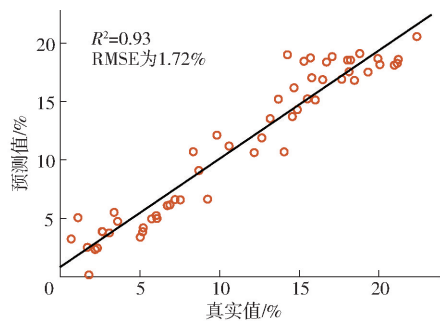


图6 去除土壤含水率大于22%后的预测值与真实值相关性分析

Fig.6 Analysis of correlation between predicted and measured after excluding over 22% moisture value

4.2 温度与光照强度影响试验

4.2.1 试验材料与方法

本文研究的是基于光学的土壤水分传感器,其测量准确度可能会受到环境光影响。本文设计的传感器主要用于精播过程中对土壤水分的测量,不同时节播种环境温度有差异,温度可能会对传感器造成影响。因此,本文以光照强度、温度为因子对传感器进行析因试验分析,探讨温度、光照强度以及二者的交互效应对传感器工作的影响。表4为两因子析因设计,试验重复4次。

表4 两因子析因设计

Tab.4 Factorial design with two factors

因子	水平
温度 A/℃	10、15、20、25
光照强度 B/lx	2 200、11 000、19 800

将实验室试验所用同种土壤装入体积为150 mm×500 mm×200 mm的花盆中,放入可设置不同温度、光照强度的智能气候箱(HornTech, GC-450C)中,采用本文传感器按析因设计表中的因子水平进行土壤含水率测量,并在测量完后取相应测量点处的土壤装入铝盒,用烘干法测得真实含水率。

4.2.2 结果分析

取每次传感器获得的预测值与烘干法获得的真实值之差的绝对值 Δw 作为评价标准,对试验结果进行方差分析,方差分析结果如表5所示。在显著性水平 α 为0.05时,对于因子A有 $F_A < F_{0.05(3,36)} = 2.87$;对于因子B有 $F_B < F_{0.05(2,36)} = 3.26$;对于AB交互效应, $F_{AB} < F_{0.05(6,36)} = 2.36$,说明因子A、因子B以及AB的交互效应对 Δw 没有显著影响。通过分析P值也可得出类似结论。由此可知,温度、光照强度以及二者的交互作用对传感器预测值与真实值之间的偏差没有显著影响,可认为温度与光照强度不会对传感器正常工作造成影响。

表5 析因试验方差分析

Tab.5 Analysis of variance of factorial test

因子	自由度	均方和	均方	F	P
A	3	3.678	1.226	2.747	0.057
B	2	2.597	1.298	2.909	0.067
AB	6	4.881	0.814	1.823	0.122
残差	36	16.068	0.446		

4.3 土槽试验

土槽实验室可以较好地模拟田间环境与土壤分布,试验土槽为中国农业大学土槽实验室土槽,其土壤与实验室试验所用土壤为同一种土壤。通过环刀法测得试验区域土壤容重为1.40 g/cm³。播种机在土槽上开出种沟,使用本文设计的传感器每隔一定距离采集1次数据,共采集30个单点土壤含水率。每次采用本文传感器采集后,立即采集该点土壤装入铝盒,通过烘干法获得实际含水率。分析土壤含水率预测值与真实值之间的相关性,得出预测值与真实值之间 R^2 仅为0.62,相关性较弱。从图7可以看出,点4与点15处的土壤含水率预测值与真实值之间差异过大,导致整体相关性较低。

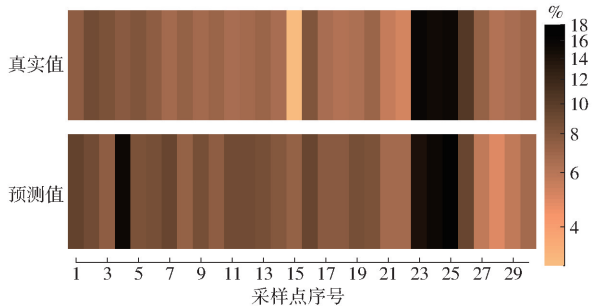


图7 真实值与预测值颜色对比

Fig.7 Color scale comparison of measured and predicted results

图8为测量中存在的干扰情况。点4和点15处土壤含水率预测值明显高于该点处真实值。对于点4,原因是测量点处存在石块。传感器光源发出的光照射在石块表面,由于石块和土壤在颜色、密度等物理性质上有着明显差异,且其对不同波长光敏感度也不同,光电传感器接收到异常的反射光,导致异常测量结果。对于这种情况,在发现异常后可通

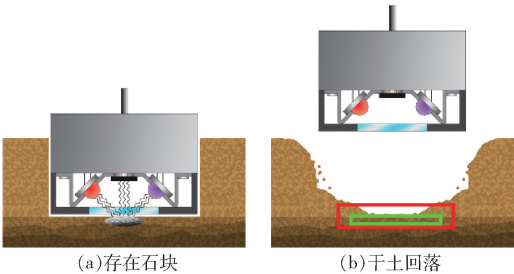


图8 测量中存在的干扰情况

Fig.8 Interference in measurement

过观察测量点是否存在石块进行排除,也可以通过对比土壤含水率整体趋势进行异常排除。点15处预测值虽然也明显高于真实值,但该点处的土壤含水率真实值与土壤整体含水率趋势明显存在较大差异,这可能是烘干法取样操作失误导致。在取土用于烘干法测量真实值的过程中,拿起传感器过程中的碰撞或实验人员对种沟边缘的踩踏等会导致表层干土掉落至测量点,从而引起所取土样含水率产生误差。

除去上述2个异常点后,预测值与真实值之间 R^2 为0.82, RMSE为1.23%,测量效果较好。但该结果与实验室测量效果存在差距,原因是实验室试验的土壤样本为人为配置,土壤含水率均匀,而实地试验测量点土壤与所取用于烘干法的土壤样本含水率存在一定差异,即实验室所用土样通过烘干法获得的土壤含水率比实地土样通过烘干法获得的土壤含水率准确度高。

5 结论

(1)通过试验与光谱数据分析,获得了波段400~1 000 nm内不同含水率土壤的敏感波段分别在波长410、540、780、970 nm附近;通过对这4种波长进行

组合建模分析,选择出组合预测最优的VIS和NIR波长为410 nm和970 nm。

(2)以410 nm VIS光源与970 nm NIR光源设计双波长VIS-NIR土壤含水率传感器。试验表明,当传感器距被测土壤表面0~3 mm时,土壤含水率在0.69%~28.45%范围内,预测值与真实值之间 R^2 可达0.81, RMSE为2.90%;在0.69%~22%范围内,预测值与真实值之间 R^2 可达0.93, RMSE为1.72%,具有更高的测量性能。

(3)研究了传感器底面与被测土壤表面之间的距离 d 对传感器测量结果的影响。结果表明,当 d 为0~3 mm时,传感器测量效果较好;当 $d>3$ mm时,传感器预测效果较差,并不再发生变化。因此传感器正常工作的最佳方式是使传感器底部紧贴或靠近被测土壤表面。

(4)研究分析了传感器实际工作效果,通过析因试验得出温度、光照强度对传感器正常工作没有显著影响。通过土槽试验得出,土壤中存在石块、取土操作会引起测量异常,影响预测值与真实值之间的相关性。去除异常值后,预测值与真实值之间 R^2 为0.82, RMSE为1.23%,具有较好的测量效果。

参 考 文 献

- [1] 盛庆元,倪梦瑶,张西良,等. 基于RC峰值检测的土壤水分传感器设计与性能试验[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(5):324-330.
SHENG Qingyuan, NI Mengyao, ZHANG Xiliang, et al. Design and experiment of soil moisture sensor based on RC peak detection[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(5):324-330. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200535&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.05.035. (in Chinese)
- [2] WEATHERLY E T, BOWERS JR C G. Automatic depth control of a seed planter based on soil drying front sensing[J]. Transactions of the ASAE,1997,40(2):295-305.
- [3] 孟德伦,孟繁佳,段晓菲,等. 基于频域法的便携式无线土壤水分测量装置设计与试验[J]. 农业工程学报,2017,33(增刊):114-119.
MENG Delun, MENG Fanjia, DUAN Xiaofei, et al. Design and experiment of portable wireless soil moisture measuring device based on frequency-domain method[J]. Transactions of the CSAE,2017,33(Supp.):114-119. (in Chinese)
- [4] 徐爱珍,胡建民,熊永,等. TDR法、干烧法及烘干法测定土壤含水量的比较研究[J]. 水资源与水工程学报,2018,29(2):253-256.
XU Aizhen, HU Jianmin, XIONG Yong, et al. Comparison of soil moisture measurement using TDR method, dry burning method and oven drying method[J]. Journal of Water Resources & Water Engineering,2018,29(2):253-256. (in Chinese)
- [5] 贾志峰,朱红艳,王建莹,等. 基于介电法原理的传感器技术在土壤水分监测领域应用探究[J]. 中国农学通报,2015,31(32):246-252.
JIA Zhifeng, ZHU Hongyan, WANG Jianying, et al. Application of sensor technology in soil moisture monitoring based on dielectrometry[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin,2015,31(32):246-252. (in Chinese)
- [6] 高志涛,刘卫平,赵燕东. 基于电容法的非接触式土壤水分传感器设计与性能分析[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(11):185-191.
GAO Zhitao, LIU Weiping, ZHAO Yandong. Design and performance analysis of soil moisture sensor based on capacitance technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2016,47(11):185-191. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20161125&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.025. (in Chinese)
- [7] 李民赞,郑立华,安晓飞,等. 土壤成分与特性参数光谱快速检测方法 & 传感技术[J/OL]. 农业机械学报,2013,44(3):73-87.
LI Minzan, ZHENG Lihua, AN Xiaofei, et al. Fast measurement and advanced sensors of soil parameters with NIR spectroscopy

- [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(3): 73–87. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20130315&flag=1&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298. 2013.03.015. (in Chinese)
- [8] STENBERG B, VISCARRA ROSSEL R A, MOUAZEN A M, et al. Visible and near infrared spectroscopy in soil science[J]. Advances in Agronomy, 2010, 107: 163–215.
- [9] NAWARA S, MOUAZEN A M. Predictive performance of mobile vis-near infrared spectroscopy for key soil properties at different geographical scales by using spiking and datamining techniques[J]. Catena, 2017, 151(9): 118–129.
- [10] NAWAR S, MOUAZEN A M. On-line VIS–NIR spectroscopy prediction of soil organic carbon using machine learning[J]. Soil and Tillage Research, 2019, 190(16): 120–127.
- [11] LIU Weidong, BARET F, GU Xingfa, et al. Relating soil surface moisture to reflectance[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2): 238–246.
- [12] LEE W S, ALCHANATIS V, YANG C, et al. Sensing technologies for precision specialty crop production[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 74(1): 2–33.
- [13] 杨柳, 徐榕, 雷廷武, 等. 近红外反射土壤含水率测量仪设计[J]. 农业工程学报, 2015, 31(20): 1–9.
YANG Liu, XU Rong, LEI Tingwu, et al. Design of near-infrared soil moisture measuring instrument[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(20): 1–9. (in Chinese)
- [14] MORELLOS A, PANTAZI X E, MOSHOU D, et al. Machine learning based prediction of soil total nitrogen, organic carbon and moisture content by using VIS–NIR spectroscopy[J]. Biosystems Engineering, 2016, 152: 104–116.
- [15] 金慧凝, 张新乐, 刘焕军, 等. 基于光谱吸收特征的土壤含水量预测模型研究[J]. 土壤学报, 2016, 53(3): 627–635.
JIN Huining, ZHANG Xinle, LIU Huanjun, et al. Soil moisture predicting model based on spectral absorption characteristics of the soil[J]. Acta Pedologica Sinica, 2016, 53(3): 627–635. (in Chinese)
- [16] 于雷, 朱亚星, 洪永胜, 等. 高光谱技术结合 CARS 算法预测土壤水分含量[J]. 农业工程学报, 2016, 32(22): 138–145.
YU Lei, ZHU Yaxing, HONG Yongsheng, et al. Determination of soil moisture content by hyperspectral technology with CARS algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(22): 138–145. (in Chinese)
- [17] 李鑫星, 朱晨光, 傅泽田, 等. 基于无人机多光谱图像的土壤水分检测方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(4): 1238–1242.
LI Xinxing, ZHU Chenguang, FU Zetian, et al. Rapid detection of soil moisture content based on UAV multispectral image[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(4): 1238–1242. (in Chinese)
- [18] GOU Y, WEI J, LI J L, et al. Estimating purple-soil moisture content using VIS–NIR spectroscopy[J]. Journal of Mountain Science, 2020, 17(9): 2214–2223.
- [19] 毛博慧, 孙红, 刘豪杰, 等. 基于正交变换与 SPXY 样本划分的冬小麦叶绿素诊断[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 160–165.
MAO Bohui, SUN Hong, LIU Haojie, et al. Prediction of winter wheat chlorophyll content based on gram-schmidt and SPXY algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 160–165. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2017s026&flag=1&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298. 2017. S0.026. (in Chinese)
- [20] 褚小立, 袁洪福, 陆婉珍. 近红外分析中光谱预处理及波长选择方法进展与应用[J]. 化学进展, 2004, 16(4): 528–542.
CHU Xiaoli, YUAN Hongfu, LU Wanzhen. Progress and application of spectral data pretreatment and wavelength selection methods in NIR analytical technique[J]. Progress in Chemistry, 2004, 16(4): 528–542. (in Chinese)
- [21] 陈斌, 孟祥龙, 王豪. 连续投影算法在近红外光谱校正模型优化中的应用[J]. 分析测试学报, 2007, 26(1): 66–69.
CHEN Bin, MENG Xianglong, WANG Hao. Application of successive projections algorithm in optimizing near infrared spectroscopic calibration model[J]. Journal of Instrumental Analysis, 2007, 26(1): 66–69. (in Chinese)
- [22] KWEONA G, MAXTON C. Soil organic matter sensing with an on-the-go optical sensor[J]. Biosystems Engineering, 2013, 115: 66–81.
- [23] 于雷, 洪永胜, 周勇, 等. 高光谱估算土壤有机质含量的波长变量筛选方法[J]. 农业工程学报, 2016, 32(13): 95–102.
YU Lei, HONG Yongsheng, ZHOU Yong, et al. Wavelength variable selection methods for estimation of soil organic matter content using hyperspectral technique[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(13): 95–102. (in Chinese)
- [24] 吴龙国, 王松磊, 何建国. 基于高光谱技术的土壤水分无损检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(8): 2563–2570.
WU Longguo, WANG Songlei, HE Jianguo. Study on soil moisture mechanism and establishment of model based on hyperspectral imaging technique[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(8): 2563–2570. (in Chinese)
- [25] 龙燕, 连雅茹, 马敏娟, 等. 基于高光谱技术和改进型区间随机蛙跳算法的番茄硬度检测[J]. 农业工程学报, 2019, 35(13): 270–276.
LONG Yan, LIAN Yaru, MA Minjuan, et al. Detection of tomato hardness based on hyperspectral technology and modified interval random frog algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(13): 270–276. (in Chinese)
- [26] 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. 玉米全程机械化生产技术规范: GB/T 34379—2017[S]. 北京: 中国质检出版社, 2017.