

基于无人机多光谱图像的土壤水分检测方法研究

李鑫星¹, 朱晨光¹, 傅泽田^{1,3}, 严海军², 彭要奇³, 郑永军^{3*}

1. 中国农业大学信息与电气工程学院食品质量与安全北京实验室, 北京 100083
2. 中国农业大学水利与土木工程学院, 北京 100083
3. 中国农业大学工学院, 北京 100083

摘要 以表层土壤为对象, 探究土壤的多光谱反射率与土壤水分含量相关性, 进行基于无人机多光谱图像的土壤水分含量预测模型方法的探究。选取中国农业大学通州实验站为研究区域, 实地采集试验田的土壤样本 100 组, 按照一定梯度配制土壤含水量, 配成的土壤含水率为 10%~50% 之间, 土壤含量的真实值采用土壤烘干法进行测定。多光谱相机灵巧便捷, 可搭载在无人机上对土壤进行监测。将 RedEdged-M 型多光谱相机搭载在 Phantom 3 型无人机上, 选择阳光充足的采集环境, 实时采集土壤样本的多光谱图像, 建立土壤多光谱信息与水分含量之间的模型。利用处理光谱数据的 ENVI5.3 软件提取土壤样本多光谱信息, 以多光谱相机自带的标准白板反射率为 100%, 计算出土壤样本在蓝、绿、红、红边、近红外五个波段的光谱反射率。采用 BP 神经网络算法、支持向量机算法、偏最小二乘算法分别建立基于无人机多光谱图像的土壤水分含量的预测模型。以 80 组土壤样本数据作为训练集, 建立基于多光谱图像的土壤水分含量预测模型。采用莱文贝格-马夸特算法对 BPNN 进行改进, 提高了其训练速度, 当网络结构为 5-10-1 时, 训练效果最好, 本文选择该网络结构; SVM 采取高斯核函数, 当参数为 0.56 时, 模型效果最好。本研究采用归一化均方根误差(NRMSE)和决策系数(R^2)对三种土壤水分含量的预测模型进行定量对比。以 20 组土壤样本数据作为测试集, 结果可知, 基于 BP 神经网络土壤水分含量预测模型的 NRMSE 为 0.268, R^2 为 0.872; 基于支持向量机的土壤水分含量预测模型的 NRMSE 为 0.298, R^2 为 0.821; 基于偏最小二乘土壤水分含量预测模型的 NRMSE 为 0.316, R^2 为 0.789。对三种模型分析可知, 基于 BPNN 的土壤水分含量预测模型效果均较好。结果可知, 土壤的光谱反射率与含水率间存在较密切的相关性, 将多光谱相机搭载在无人机上可以对土壤水分含量进行有效的实时监测, 对监测土壤墒情提供技术支持和理论支撑。

关键词 多光谱无人机; 土壤水分; 预测模型

中图分类号: O657.3 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)04-1238-05

引言

土壤水分含量是土壤属性关键的表征参数之一, 该参数在农业、水文、环境、气象等领域起重要作用; 土壤水分含量可以反映土壤的湿润状况, 其对农作物长势起关键作用。土壤含水率在陆地表面的吸收、反射、发射的过程起中重要作用, 影响地表与大气界面间的能量和物质的交换。因此, 及时准确地获取土壤水分含量的信息极为重要。

多光谱图像包含多个波长光谱信息的图像信息。成功^[1]等以湖南株洲市区中西部为例, 基于多元线性回归、PLSR

和 BPNN 回归模型, 建立了土壤重金属含量的预测模型。夏楠等^[2]结合了多光谱遥感影像数据与地面土壤有机质的实测数据, 建立了土壤有机质多元线性回归定量估算模型。结果表明, 运用多光谱数据对干旱区土壤有机质估算的方法是可行的。多光谱相机灵巧便携, 可搭载在无人机上, 对土壤墒情进行监测。张智韬^[3]等用大疆无人机搭载 Micro-MAC 型多光谱相机对土样监测, 采用 PLSR、逐步回归法以及岭回归法, 分析土样多光谱数据与土壤水分含量的相关性。试验结果表明, 土壤水分含量与其多光谱图像有一定的相关性。

基于无人机采集土壤的多光谱图像, 研究土样光谱反射率与土壤水分含量间的关系, 建立了基于 BP 神经网络、支

收稿日期: 2019-03-26, 修订日期: 2019-07-15

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFD0201502)资助

作者简介: 李鑫星, 1983 年生, 中国农业大学信息与电气工程学院食品质量与安全北京实验室副教授

e-mail: lxxcau@cau.edu.cn

* 通讯联系人 e-mail: zyj@cau.edu.cn

持向量机、偏最小二乘的土壤水分含量的预测模型，并对三种模型的预测效果进行对比分析，为土壤水分含量的快速检测提供理论支持。

1 实验部分

1.1 试验数据选择

在北京市通州中国农业大学实验站采集土壤样本，该地区处于北纬 39°41'59"，东经 116°41'1"。土壤沙瓤质，在冬小麦实验田取 100 组土壤，经过风干、筛细，配成含水率 10%~50%。

1.2 仪器

研究中采用 Micasense 公司生产的 RedEdged-M 型多光谱相机，大疆创新公司生产的 Phantom 3 无人机，电恒温鼓风烘干箱，见图 1。

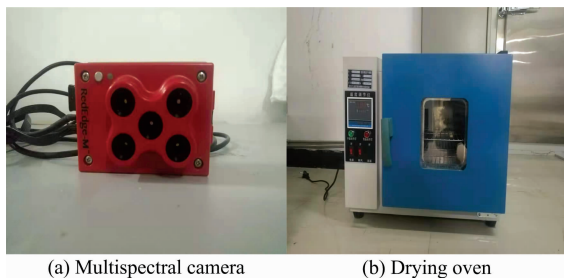


图 1 实验仪器

(a): 多光谱相机; (b): 烘干箱

Fig. 1 Experimental instrument

(a): Multispectral camera; (b): Drying oven

1.3 样本数据采集

数据采集选择阳光充足的天气，于 2019 年 1 月 20 日 14:00，在中国农业大学通州实验站的冬小麦实验田间进行。将美国 Micasense 公司生产的 Micasense RedEdged-M 型相机搭载在大疆 Phantom 3 型无人机上。采集土壤样本的光谱数据前用该型号多光谱相机的标准白板进行 1~2 次标定。无人机经多次试飞后，选定飞行高度为 3 m，待无人机机身稳定后进行数据采集，如图 2 所示。



图 2 数据采集

Fig. 2 Data acquisition

数据采集完成后，采用土壤烘干法进行土壤含水率的计

算^[4]。把 100 份土样分别放在 10 cm×16 cm 的锡纸盒中，放入烘干箱中烘干土壤样本。

$$w = \frac{m_1 - m_2}{m_1 - m_0} \times 100\% \quad (1)$$

式(1)中， w 为含水率， m_0 为锡盒质量(g)， m_1 为锡盒及样品初始质量(g)， m_2 为锡盒及样品烘干质量(g)。

1.4 数据预处理

首先，将使用光谱数据处理 ENVI5.3 软件对图像进行处理，建立 100 盆土壤感兴趣区域(Region of Interesting, ROI)。由于，在采集土壤的多光谱数据时，可能会受采集环境、仪器的影响导致误差，因此，根据花盆的面积、形状建立合适大小的 ROI，提取出每盆土壤样本的平均光谱值。其次，根据标准白板光谱值和亮度值，计算出每个花盆在蓝、绿、红、红边、近红外土壤波段的光谱反射率。

1.5 建模方法

BP 神经网络是一种应用最广泛的多层神经网络学习方法，不断调节网络权重值，最终网络的输出值与期望值输出尽可能地接近，从而达到训练的目的。莱文伯格-马夸特算法是针对误差平方和型函数的特定方法，这使它在训练神经网络中测量这种误差时非常快^[5]。

支持向量机(SVM)是一种常用的分类算法，支持向量机回归(SVMR)模型是支持向量机在函数回归领域的应用，该算法可解决高维度特征回归问题^[6]，并且该算法有大量核函数可以使用，可根据数据样本和回归问题的特点选择核函数^[7]。

偏最小二乘(PLS)算法^[8]适合变量数量较多，变量间有很大共线性的问题^[9]。

2 结果与讨论

2.1 土壤含水率反演模型

基于莱文伯格-马夸特方法改进的 BP 神经网络建立土壤水分含量模型，土壤样本 5 个波段的反射率作为 5 个神经元输入，土壤含水率作为 1 个神经元输出^[10]。80 组土壤样本训练数据中，80% 的土壤样本数据用于训练模型，10% 的土壤样本数据用于验证模型，10% 的土壤样本数据用于测试模型。根据 5 个波段的图像对应的反射率作为输入神经元，土

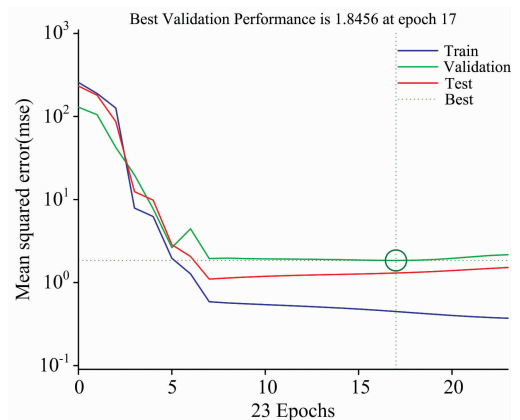


图 3 BPNN 模型训练效果

Fig. 3 Training effect of BPNN model

壤含水率作为输出神经元。求解出隐含层数在 7~13 之间，每个隐含层对应的网络训练 10 次，记录拟合精度最高的数值。训练求解过程可知，隐含层数为 10 时，模型的迭代次数

最少和均方差最小。因此，选择 5-10-1 的莱文贝格-马夸特改进的网络结构。效果如图 3 和图 4 所示。

将 80 组土壤样本在 SVM 模型训练，高斯核函数可以把特征映射到无限多维空间，参数较好选择^[11-12]。因此，本研究以高斯函数作为核函数做训练，当参数为 0.56 时，模型效果最好，模型的 RMSE 为 1.219, R^2 为 0.73。模型训练效果如图 5 所示。

建立基于偏最小二乘的土壤水分含量预测模型^[14-15]，以 80 组土壤样本数据为训练集，偏最小二乘的模型的训练效果如图 6 和图 7 所示。

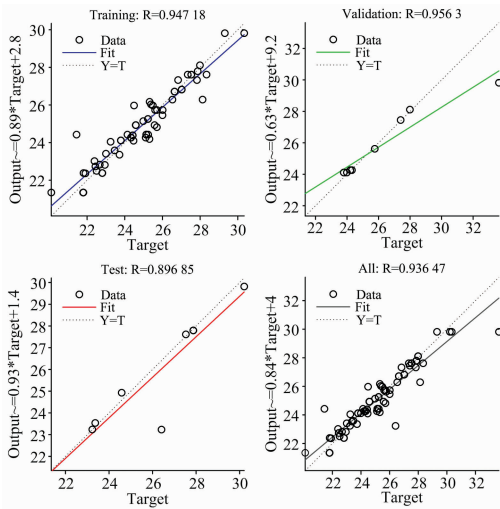


图 4 BPNN 模型拟合效果

Fig. 4 Fiting effect of BPNN model

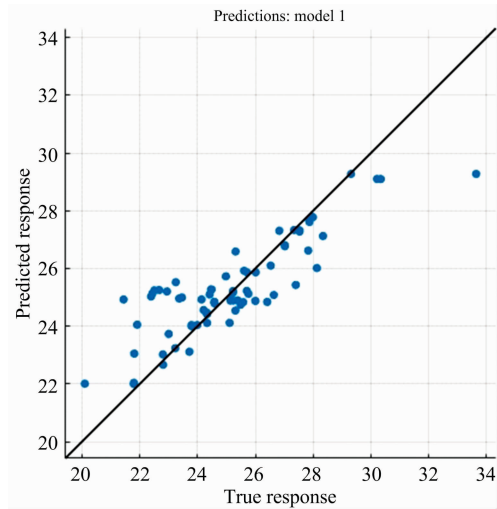


图 5 支持向量机模型训练效果

Fig. 5 Training effect of support vector machine model

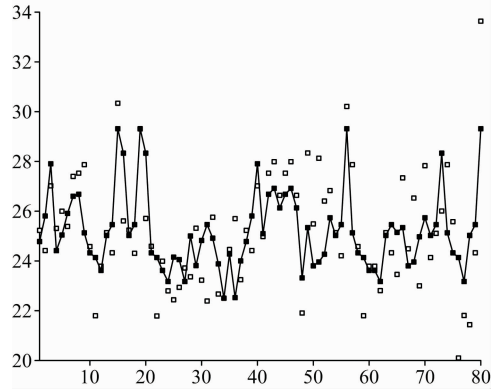


图 6 偏最小二乘模型训练效果图

Fig. 6 Partial least squares model training effect

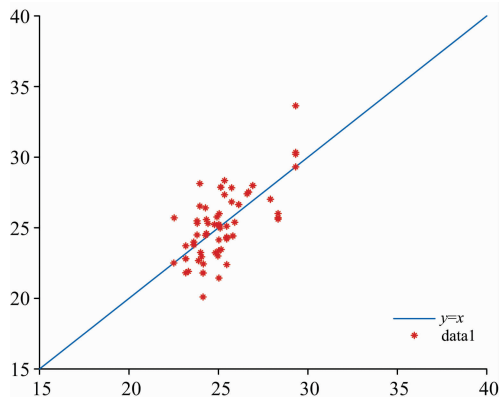


图 7 偏最小二乘模型拟合效果

Fig. 7 Partial least squares model training effect

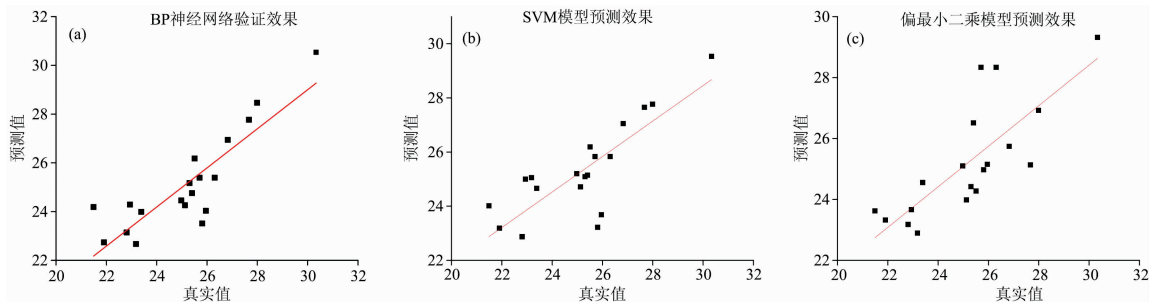


图 8 三种模型验证效果

(a): BPNN 模型预测效果; (b): 支持向量机模型预测效果; (c): 偏最小二乘模型预测效果

Fig. 8 Verification effect of three models

(a): Prediction effect of BPNN model; (b): Prediction effect of SVM model; (c): Prediction effect of PLS model

2.2 模型验证

将剩余的 20 组土壤样品数据进行模型精度验证。将 20 组土壤样本数据中代入所建立的基于 BPNN, SVM 和 PLS 的土壤水分含量预测模型中, 验证效果分别如图 8(a, b, c) 所示。

2.3 比较分析

通过对三种模型的预测值与烘干法的测定值对比分析, 发现 BP 神经网络模型的效果均优于其他两种模型。计算出该土壤样本水分含量的预测值, 与理化方法所得的土壤水分含量的值进行相关性的对比分析, 结果如表 1 所示。其中, 基于 BP 神经网络的土壤水分含量预测模型的 R^2 和 NRMSE 分别为 0.872 和 0.268; 基于支持向量机的土壤水分含量预

测模型的 R^2 和 NRMSE 分别为 0.821 和 0.298; 基于偏最小二乘算法的土壤水分含量预测模型的 R^2 和 NRMSE 分别为 0.789 和 0.316。由此可知, BPNN 模型预测效果最精准, 训练速度最快。

3 结 论

利用无人机采集了土壤的多光谱图像, 利用数据处理软件 ENVI5.3 对多光谱图像进行处理, 得到其光谱曲线, 以标准白板的光谱值为参考(光谱反射率为 100%), 计算出土壤在 5 个波段的光谱反射率。以烘干法对土壤水分含量进行理化测定, 对光谱反射率和理化测定值进行建模。

分别以 BPNN, SVM 和 PLS 算法对土壤水分含量进行建模, 结果发现, 土壤的光谱反射率与含水率间存在较显著的相关性。因此, 基于无人机可以对土壤水分含量进行有效的监测, 将多光谱技术应用在土壤水分含量检测的领域中, 对监测土壤墒情提供技术支持和理论支撑。本研究将 20 组预测值和真实值进行相关性分析, BP 神经网络模型预测效果均较好, 为采用无人机多光谱图像的土壤水分含量的预测模型研究提供方法支持。

表 1 三种模型效果对比

Table 1 Comparison of three models

算法	决定系数	归一化均方根误差	训练速度/s
BP 神经网络	0.872	0.268	0.015
支持向量机	0.821	0.298	3.600
偏最小二乘机	0.789	0.316	10.050

References

- [1] CHENG Gong, LI Jia-xuan, DAI Zhi-xiu(成 功, 李嘉璇, 戴之秀). Journal of Geology(地质学刊), 2017, 41(3): 394.
- [2] XIA Nan, Tashpolat-Tiyip, DING Jian-li, et al(夏 楠, 塔西甫拉提-特依拜, 丁建丽, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2016, 32(6): 263.
- [3] ZHANG Zhi-tao, WANG Hai-feng, HAN Wen-ting, et al(张智韬, 王海峰, 韩文霆, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery(农业机械学报), 2018, 49(2): 173.
- [4] Li Zhu, Wu Longhua, Zhang Hao, et al. Journal of Soils and Sediments, 2015, 15(7): 1510.
- [5] Li X L, Yi S L, He S L, et al. Precision Agriculture, 2016, 17(3): 365.
- [6] Liu Zhongbao. Journal of Astrophysics and Astronomy, 2016, 37(2): 12.
- [7] Vanhoy G, Schucker T, Bose T. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 2017, 91(2): 305.
- [8] Weakley A T, Miller A L, Griffiths P R, et al. Analytical and Bioanalytical Chemistry, 2014, 406(19): 4715.
- [9] Ryan K, Ali K. Ocean Science Journal, 2016, 51(2): 209.
- [10] ZHANG Zhi-tao, TAN Cheng-xuan, XU Chong-hao, et al(张智韬, 谭丞轩, 许崇豪, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery(农业机械学报), 2019, 50(7): 246.
- [11] Li N, Xu Z, Zhao H, et al. Cluster Computing, 2017, 20(2): 1271.
- [12] Huang Y, Wu A, Zhang G. Wireless Personal Communications, 2017, 95(3): 2223.
- [13] Ryan K, Ali K. Ocean Science Journal, 2016, 51(2): 209.
- [14] Sotnezova K M, Samokhin A S, Revelsky I A. Journal of Analytical Chemistry, 2017, 72(14): 1419.

Rapid Detection of Soil Moisture Content Based on UAV Multispectral Image

LI Xin-xing¹, ZHU Chen-guang¹, FU Ze-tian^{1,3}, YAN Hai-jun², PENG Yao-qi³, ZHENG Yong-jun^{3*}

1. Beijing Laboratory of Food Quality and Safety, College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. College of Water Conservancy and Civil Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

3. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

Abstract In this paper, we studied the correlation between multispectral soil reflectance and soil moisture content. In this paper, the Tongzhou experimental station of China Agricultural University was selected as the research area. In the experimental wheat field of this experimental station, we collected 100 groups of soil samples on the spot. According to a certain gradient, we prepared the soil moisture content between 10% and 50%. The real value of soil content was determined by drying method. Multispectral cameras are convenient. Red Edged-M multispectral camera was mounted on innovative Phantom 3 UAV. The multispectral images of soil samples were collected in a sunny environment. The multispectral images of soil samples were processed. The spectral reflectance of soil samples was extracted, and the model between multispectral soil information and water content was established. The multispectral information of soil samples was extracted by ENVI 5.3 software. We, as the reflectance of the standard whiteboard is 100%. The spectral reflectance of soil samples in five bands of blue, green, red and near-infrared was calculated. In order to explore the correlation between spectral reflectance and moisture content of soil samples, we established BP neural network algorithm, support vector machine algorithm, and partial least squares algorithm prediction models of soil moisture content based on UAV multispectral images. Based on 80 sets of soil sample data as a training set, a prediction model of soil moisture content based on the multi-spectral image was established. The BP neural network algorithm is improved by the Levenberg-Marquardt method, which improves the training speed of its BP neural network model. When the network structure is 5-10-1, the number of iterations is the least, and MSE is the least. This paper chooses the network structure. The support vector machine algorithm adopts the Gauss kernel function, and when the parameter is 0.56, the model has the best effect. In this study, normalized root means square error (NRMSE) and decision coefficient were used to compare the three prediction models of soil moisture content quantitatively. We used 20 sets of soil sample data as the test set, the results showed that the normalized root mean square error of soil moisture content prediction model based on BP neural network was 0.268, and the decision coefficient was 0.872; the normalized root mean square error of soil moisture content prediction model based on support vector machine was 0.298, and the decision coefficient was 0.821; The normalized root mean square error (NRMSE) of the prediction model multiplied by soil moisture content is 0.316, and the decision coefficient is 0.789. According to the analysis of the three models, the prediction model of soil moisture content based on BP neural network has a good effect. Through the research, we can know that it is a close correlation between soil spectral reflectance and water content. The multi-spectral camera can effectively monitor soil moisture content in real-time on the UAV. In this study, multi-spectral technology is applied in the field of soil moisture content detection to provide technical support and theoretical support for monitoring soil moisture.

Keywords Multispectral; Unmanned aerial vehicle; Soil moisture; Prediction model

(Received Mar. 26, 2019; accepted Jul. 15, 2019)

* Corresponding author