

多光谱技术在土壤成分含量检测中的研究进展

李鑫星¹, 曹闪闪¹, 白雪冰¹, 李辉^{2*}

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. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083

摘要 土壤是农业生产的基础, 通过土壤成分含量的测定分析可了解土壤营养成分供应的丰缺情况, 对农作物的生长有一定的影响, 因此土壤成分含量的检测逐渐成为国内外的研究热点。多光谱技术利用物体的物理结构和化学成分的不同, 在同一条件下利用不同光的反射对物体进行照射得到对应光谱带上的不同反射率, 然后对获取的光谱数据进行分析, 辨别目标。近年来, 多光谱技术的应用为土壤成分含量检测提供了一个新思路, 有助于土壤成分含量的精确检测, 有助于实现无损实时在线检测和精准农业。综述了近6年来国内外多光谱技术在土壤成分指标土壤水、有机质、氮磷钾、重金属及土壤盐分含量检测领域应用的相关文献, 分析了多光谱成像技术的特点, 简述了多光谱技术对土壤成分含量的检测过程, 重点阐述了多光谱技术在土壤成分含量检测中的研究进展, 并展望了多光谱技术在土壤成分含量检测中的未来发展趋势, 提出未来技术发展方向: 机器学习算法的无监督和监督模型能够分析不同实际测量环境下的数据, 减少土壤成分分布不均的光谱数据对建模结果的影响; 多光谱图像与全色图像相结合获取多光谱全色波段, 能够在多光谱土壤成分含量检测中提高预测模型的分析精度和准确度; 多光谱数据预处理过程中采用两种及两种以上算法相结合将使光谱数据处理更加有效。

关键词 多光谱技术; 土壤成分; 土壤成分检测技术

中图分类号: O433.4 **文献标识码:** R **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)07-2042-06

引言

土壤是农业生产的基础, 不同的土壤成分含量对作物的生长有不同的影响, 对于作物而言, 土壤中的营养成分供应的丰缺情况至关重要。不同地区的土壤由于环境不同导致土壤成分含量有所不同, 土壤成分含量的不均会造成土壤退化、土壤污染, 影响作物生长等问题^[1-2], 如: 土壤含水量的多少影响作物的生长; 土壤有机质直接影响土壤肥力; 土壤重金属很难被分解, 长期积累转化为有毒化合物, 会造成土壤污染, 农作物自身的自净能力有限, 对农作物的生长有一定影响, 农作物转化为粮食可能间接危害人体健康; 土壤盐分含量过多会造成土壤盐渍化, 引起土壤板结、肥力下降; 土壤酸碱度影响土壤中的化学反应, 土壤过酸或过碱都造成植物体内元素失衡, 影响植物生长; 土壤缺少氮、磷、钾使作物光合作用减弱, 造成叶片发黄等问题制约着我国农业的可持续发展。

多光谱技术是近年来发展较为迅猛的高新分析技术, 国内外很多学者将它应用于土壤学研究领域, 利用无人机搭载多光谱传感器采集土壤样本, 对样本数据进行实时动态监测和分析。多光谱成像技术能够在宽光谱范围内的窄光谱带上进行检查, 从而可以直接评估具有诊断重要性的不可见或低对比度特征。传统的土壤成分检测多采用化学分析方法, 存在人为误差, 因此将多光谱技术应用到土壤成分含量的检测中是一个新的发展方向。

本文综述了近6年来国内外多光谱技术在土壤成分含量检测领域应用的相关文献, 分析了多光谱成像技术的快速性、准确性和便捷性等特点, 简述了多光谱技术对土壤成分含量的检测过程, 即: 土壤样品制备、采集多光谱图像、图像预处理、特征提取、建立模型, 重点阐述了多光谱技术在土壤成分含量检测中的研究进展, 分析多光谱在土壤的水分、有机质、氮磷钾及其他成分(土壤盐分和重金属)中的研究进展及存在的问题, 并展望了多光谱技术在土壤成分含量检测中的未来发展趋势, 为土壤成分含量检测研究提供一定

收稿日期: 2019-06-10, 修订日期: 2019-10-11

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金项目(2019TC044), 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: caulihui@cau.edu.cn

的参考。

1 土壤成分多光谱成像检测技术概述

土壤中营养成分含量的变化直接影响作物的生长，因此需要对土壤成分含量进行实时检测，并能预测土壤成分含量的变化趋势，及时采取措施对土壤成分含量进行调整。传统的数据采集基于物理手段和化学方法，非常费时、费力，为了高效采集土壤成分含量的数据，采用多光谱成像的方法获取样本图像信息和光谱信息。

1.1 多光谱技术特点

多光谱成像技术是一种结合了光谱学和成像技术的方法，能够有效的检测土壤成分含量，与传统的土壤成分含量检测方法相比有如下特点：

(1)快速性：多光谱技术能够同时获取土壤样本的空间信息和光谱信息，不需要物理或化学处理，利用多光谱成像仪直接获取多光谱图像，仅需 10~20 s。

(2)便捷性：利用无人机搭载多光谱相机直接照射需要检测地区，通过分析直接获取该地区土壤含量信息，具有便捷性。

(3)准确性：多光谱技术通常采用 10~20 个工作波段，根据土壤表面的光谱反射率曲线，使用多光谱成像技术重建光谱反射率，从而获取土壤成分含量的准确信息。例如，陈硕博等^[3]根据光谱反射率曲线建立多元模型，对模型进行分析得到相关系数达到 0.9 以上。

1.2 多光谱技术检测过程

多光谱成像检测技术是一种间接检测方法，应用多光谱对土壤成分定性或定量分析，检测过程可划分为 5 个阶段，即：土壤样品制备、采集多光谱图像、图像预处理、特征提取、建立模型^[4]。

的区域，对多光谱反演影响较小；②根据地形随机和均匀地选择采样点，保证研究结果的准确性。

(2)采集多光谱图像：使用无人机搭载多光谱相机，获取土壤的光谱图像，为了使检测结果更加准确与稳定，必须严格控制测试时间、路径、高度、光照、仪器参数等因素。

(3)数据预处理：多光谱建模过程中存在许多不稳定因素，常常会受到一些与待测样品性质无关的信息的干扰，为了建立一个更加稳定、可靠的土壤多光谱模型，需要对多光谱数据进行预处理^[6]。数据预处理方法中效果较好的有：多元散射校正、Savitzky-Golay 平滑算法、小波分析等。

(4)特征波段选择：在土壤成分含量的多光谱反演过程中，特征性波段选择即是找出地表反射率与土壤成分含量相关性高的波段^[7]。

(5)建立模型：使用不同的建模方法对采集的多光谱图像建模，分析得出用于检测土壤成分含量的最合适模型。目前较为常用数学建模方法包括非线性建模方法，如循环神经网络(recurrent neural network, RNN)和线性建模方法如多元线性回归(multivariable linear regression, MLR)，偏最小二乘法(partial least squares, PLS)和主成分分析(principal component analysis, PCA)。

2 土壤成分多光谱成像检测

2.1 水分检测

土壤含水量是影响农作物生长的一个重要指标，土壤含水量偏高或偏低都会影响农作物的正常生长。土壤含水量的快速估算对于干旱半干旱地区的精准农业具有重要意义^[8-10]，因此研究一种简单、快速、准确的方法测定土壤含水量非常重要。

国内外学者利用多光谱成像对土壤含水量进行实时、准确的检测，并已取得显著成果。高瞻等^[11]以关中壤土为研究对象，制备含水量为 1%~25% 的土壤样本，采集反射光谱，建立模型，结果表明通过偏最小二乘法和 RBF 神经网络建立模型可以更好地检测土壤水分。Hassan-Esfahani 等^[12]利用无人机载高光谱相机获取图像数据建立神经网络模型，估计表面土壤水分的有效性，相关系数达到 88%。Helene 等^[13-14]利用光谱成像仪，获取田间土壤表面绿度及冠层温度，利用水分胁迫图反演土壤含水率，显示整个季节所需灌溉量，以确保作物健康生长。Petropoulos 等^[15]利用遥感数据大面积测定土壤水分。张智韬等^[16]利用多光谱遥感技术对土壤含水率大范围快速检测，结果表明土壤表层约 1 cm 处是检测土壤含水率的最佳检测深度。Wang 等^[17]采用相关系数法对表层土壤含水率的敏感带进行筛选，对单个敏感带的光谱数据构建一元回归模型并分析定量关系，预测相关系数达 0.92 以上，为多光谱技术监测土壤表层含水率提供了一条新途径。

每年总用水量的 80% 都用于作物灌溉，但实际利用率仅 40%，由于这些不当的灌溉方式导致水资源严重浪费，多光谱技术能够有效的大范围动态监测土壤含水量。但是，采集土壤多光谱数据时容易受到土壤地貌、植被覆盖率和当日气

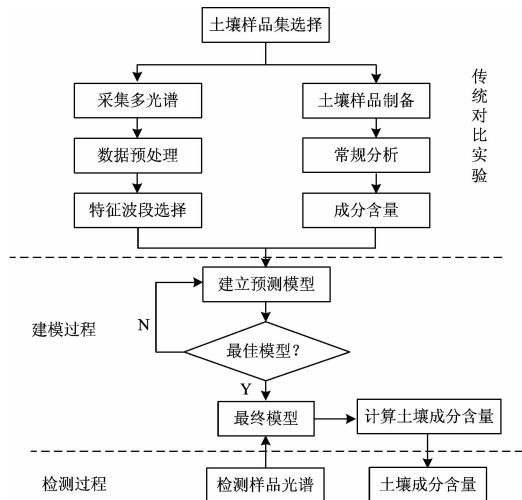


图 1 土壤成分多光谱技术检测流程图

Fig. 1 Flow chart of soil composition detection by multi-spectral technology

(1)土壤样品集选择：土壤样品集选择是土壤分析的关键环节，直接关系到分析的结果^[5]：①选择制备覆盖度较低

候等因素的影响,并且多光谱在可见光和近红外光谱区域内波段较少,因此可以与高光谱数据融合提高反演精度,进行互补式土壤水分反演。

2.2 有机质检测

土壤有机质(soil organic matter, SOM)是土壤成分中供农作物生长必不可少的营养成分之一, SOM 在很大程度上影响大气中的 CO₂ 浓度甚至全球碳循环^[18-21],其含量的多少与土壤肥力和植被状况直接相关。

Liu 等^[22-24]提出基于相似性与深度函数相结合的方法,预测土壤中有有机质浓度的三维变化。袁征等^[25]利用光谱对土壤有机质含量定量估测,采用不同的建模方法分析,其中模糊识别模型决定系数达到 0.973,优于其他模型精度。Anne 等^[26]采用光谱与偏最小二乘回归建模方法,预测佛罗里达州西海岸湿地土壤有机质的含量,相关系数达到 0.81。陈思明等^[27]为了提高湿地土壤有机质含量的预测精度,分别用不同多光谱的不同波段反射率测量土壤有机质的含量,通过 3 种不同的数据模型(多元逐步回归方法、BP 神经网络和支持向量机)建立土壤有机质反演模型,通过实验数据分析得出基于支持向量机模型为光谱检测土壤成分含量的最佳模型。该研究为湿地土壤有机质含量的预测精度提供了技术可行性。王锐等^[28]利用 LandSat8 多光谱遥感技术分析地表反射率与土壤有机质的相关性,建立遥感反演模型计算土壤有机质含量分布,结果表明,地表反射率与土壤有机质含量呈负相关,并且呈现不规则分布。

多光谱技术对土壤有机质光谱反演机理研究的检测准确度较高^[6],但是由于土壤的复杂性,光照强弱的影响及植被的覆盖率和种类对多光谱反演土壤有机质数学模型有一定的影响,因此在今后的研究中数学建模技术的进一步创新仍占有很大的发展空间。

目前较为常用数学建模方法包括非线性建模方法 RNN 和线性建模方法 MLR, PLS 和 PCA。它们在建模中有各自的特点及适用范围,如表 1 所示。

表 1 四种建模方法的对比分析

Table 1 Comparative analysis of four modeling methods

建模方法	类型	特点	适用范围	文献
多元线性回归	线性建模	建立线性因果关系便于分析	适合多因素模型	[29]
主成分回归	线性建模	利用正交变换将变量转换成线性无关的变量	适合多元共线模型	[30]
偏最小二乘	线性建模	减少光谱数据计算量	在各种背景下都有良好的效果	[31]
人工神经网络	非线性建模	具有自学习能力,可逼近任意非线性关系,鲁棒性强,学习速度较慢,相对误差与训练集有关	适合大样本建模	[32-34]

2.3 氮、磷、钾检测

土壤成分中的氮、磷、钾对作物生长有重要的作用,适

量的成分对作物的光合作用有一定的促进作用,快速准确地估算土壤的氮、磷、钾含量有助于促进处方施肥。土壤成分中不同营养元素在不同光谱波段上的敏感度不同,如近红外波段对土壤中的氮、磷元素比较敏感,而可见光能更好的检测土壤中的钾元素^[35]。

Thielebruhn 等^[36]利用可见-近红外光谱估算土壤总氮,使用竞争性自适应重加权采样和迭代保留信息变量算法,结合偏最小二乘回归,提高预测精度。Zhang 等^[37]测量土壤样品的实时近红外吸收光谱,使用连续体去除土壤水分干扰,利用小波分析确定 6 个敏感波段,建立总氮含量回归模型实时预测土壤中的总氮含量。Morellos 等^[38]利用移动式纤维型可见光和近红外光收集土壤光谱,建立非线性数据模型。结果表明 Cubist 方法提供了土壤总氮的最佳模型, RMSEP=0.071, RPD=1.96。万余庆等^[39]通过分析 0.4~2.5 μm 之间光谱反射率与土壤氮磷钾含量的相关性,得到最密切反射率波长为 500, 800 和 760 nm,为大范围处方施肥提供依据。Xu 等^[51]利用随机森林方法建立了土壤总氮预测模型,探讨了不同超分辨率贝叶斯法(PAN)光谱指数对土壤总氮预测模型的影响,其中基于多光谱和 GS PAN 光谱指数的土壤总氮模型获得较高的预测精度。

光谱技术能够快速、方便的实时检测土壤的氮磷钾含量,但是土壤氮的检测仍然受许多因素影响,其中土壤水分含量的多少、多光谱采集图像光照强度的影响以及土壤颗粒的大小等因素干扰土壤总氮含量的检测,影响模型的校准精度。

2.4 其他成分检测

除上述成分含量检测之外,土壤中的盐分和重金属也进行了相关的测定。

土壤盐分含量过多会形成土壤盐渍化,引起土壤板结、肥力下降。土壤盐渍化是全世界发生的主要土壤退化威胁之一^[40-41],土壤盐分含量监测同样受到许多专家学者的关注。王明宽等^[42]以黄河三角洲为采样点,实地采集土壤样本,采用 Landsat8 影像建立相应的模型得出光谱反射率与土壤盐分含量并不仅仅是线性关系。张雅莉等^[43]利用多光谱影像提高土壤盐分反演精度,建立多元逐步回归土壤盐分估算模型。研究表明:重采样光谱数据的估算模型的决定系数达到 0.779。Zhang 等^[44]使用多光谱相机获取黄河三角洲土壤盐度数据,建立土壤盐度估算模型,最佳模型为 SAVI 线性模型,相关系数达到 0.747,为土壤盐分估算提供了一种快速有效的方法。土壤盐碱化跟干旱一样影响农作物生产,因此土壤酸碱度也是一个重要指标。李云等^[45]利用多光谱图像的颜色特征建立土壤酸碱度偏最小二乘预测模型,结果显示决定系数达到 0.91。

土壤中含有多种重金属成分^[46-47],随着土壤重金属含量的增加,造成土壤污染,导致微生物量下降,影响作物生长,甚至间接影响人类健康,人们逐渐意识到土壤重金属含量的检测与治理的重要性。郭云开等^[48]根据多光谱传感器的光谱响应函数,采用实测 ISI921VF 反射光谱数据模拟 Landsat 卫星 ETM+ 传感器多光谱数据,在模拟光谱的基础上,通过光谱特征提取、构建土壤指数对土壤重金属进行预测分析。

Chen 等^[49]基于重金属与各种土壤性质和反射光谱的关系,表明土壤光谱更适合作为内插重金属浓度的协变量。Khu-maeni 等^[50]利用发射光谱线信噪比的方法检测土壤中 Cu 和 Hg 含量。

土壤中的重金属元素在其存在的环境中并不能稳定下来,由于植物对重金属的累积、自净等原因,重金属会随着条件的变化进行迁移或富集。多光谱技术的快速性能够实时检测土壤中的重金属。但是,土壤重金属检测不仅要注意它们的总量,还必须分析各种形态的含量,因此,土壤重金属的检测还有有待进一步研究。

3 发展趋势

多光谱技术在土壤成分含量检测中的应用前景十分广泛,利用多光谱技术检测土壤成分含量的研究很多,取得了一定的成果,为土壤成分含量的检测提供了良好的技术支持。

(1)机器学习算法建模可增加检测的准确性、快速性、鲁棒性。在多光谱土壤成分检测中,结合机器学习算法中的

无监督和监督模型分析各种数据驱动模型与不同实际测量环境下使用的输入数据相结合的潜力,机器学习提供了一种数据驱动的解决方案,减少了土壤成分分布不均的光谱数据对建模结果的影响。

(2)多光谱图像融合在数字土壤制图中是一个新的研究方向,正处于起步阶段,多光谱图像与全色图像相结合获取多光谱全色波段,多光谱图像融合也称全色锐化(PanSharpening)。PanSharpening 技术在土壤成分含量检测中,能够提高预测模型的分析精度和准确度,需要更多的研究来探索多光谱数字图像融合对土壤预测模型的影响,为加快实现实时在线土壤成分含量检测提供技术参考。

(3)存在多种光谱数据算法,目前将多种算法结合处理数据占据主导,主要以 2 种或 2 种以上的算法的结合的数据处理方法为主,在今后较长一段时间内,这种方法仍是处理数据的主流方法。将多种算法相结合,对传统数据处理的算法进行改进,能够更好地发挥这些算法的优势,获取一种更好的结合算法能够精确、快速的解决更多的土壤成分含量检测的问题。

References

- [1] Li Q, He X, Wang Y, et al. *Journal of Biomedical Optics*, 2013, 18(10): 100901.
- [2] Loveland P J, Conen F, Wesemael B V. *European Journal of Soil Science*, 2014, 65(1): 4.
- [3] CHEN Shuo-bo, CHEN Jun-ying, ZHANG Zhi-tao, et al(陈硕博, 陈俊英, 张智韬, 等). *Water Saving Irrigation(节水灌溉)*, 2018, 273(5): 45.
- [4] Rui J, Xiaoyu L, Yiyun Y, et al. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31(16): 258.
- [5] ZHANG Zhi-tao, TAN Cheng-xuan, XU Chong-hao, et al(张智韬, 谭丞轩, 许崇豪, 等). *Journal of Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2019, 50(7): 246.
- [6] LI Xin-xing, ZHU Chen-guang, ZHOU Jing, et al(李鑫星, 朱晨光, 周 婧, 等). *Journal of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2018, 34(19): 192.
- [7] YU Lei, HONG Yong-sheng, GENG Lei, et al(于 雷, 洪永胜, 耿 雷, 等). *Journal of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2015, 31(14): 103.
- [8] Haider G, Steffens D, Moser G, et al. *Agriculture Ecosystems & Environment*, 2017, 237: 80.
- [9] Wei O, Xu X, Hao Z, et al. *Journal of Hydrology*, 2017, 546: 71.
- [10] Cai Lianghong, Ding Jianli. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(1): 013001.
- [11] GAO Zhan, HE Dong-jian, QIAO Shui-liang(高 瞻, 何东健, 乔水亮). *Agricultural Mechanization Research(农机化研究)*, 2013, 35(10): 141.
- [12] Hassan-Esfahani L, Torres-Rua A, Jensen A, et al. *Remote Sensing*, 2015, 7(3): 2627.
- [13] Helene H, Rasmus J, Anton T, et al. *Biogeosciences*, 2016, 13(24): 6545.
- [14] Hoffmann H, Nieto H, Jensen R, et al. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2016, 20(2): 697.
- [15] Petropoulos G P, Ireland G, Barrett B. *Physics & Chemistry of the Earth Parts A/B/C*, 2015, (s83-84): 36.
- [16] ZHANG Zhi-tao, WANG Hai-feng, HAN Wen-ting, et al(张智韬, 王海峰, 韩文霆, 等). *Journal of Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2018, (2): 173.
- [17] Wang Haifeng, Zhang Zhitao, Fu Qiuping, et al. *Water Saving Irrigation*, 2018, (1): 90.
- [18] Xi Nan, Ta Tiypai, Ding Jianli, et al. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 36(6): 263.
- [19] Chen Yingyong, Lu Huayu, Zhang Enlou, et al. *Quaternary International*, 2015, 372(11): 79.
- [20] Lehmann Johannes, Kleber Markus. *Nature*, 2015, 528(7580): 60.
- [21] Liu Shiliang, An Nannan, Yang Juejie, et al. *CATENA*, 2015, 133: 137.
- [22] Liu Feng, Rossiter David G, Song Xiaodong, et al. *Geoderma*, 2015, 263: 254.
- [23] Adhikari Kabindra, Kheir Rania Bou, Greve Mette B, et al. *Soil Science Society of America Journal*, 2013, 77(77): 860.
- [24] Arrouays Dominique, Grundy Michael G, Hartemink Alfred E, et al. *Advances in Agronomy*, 2014, 125(125): 93.

- [25] YUAN Zheng, LI Xi-can, YU Tao, et al(袁 征, 李希灿, 于 涛, 等). *Surveying Science(测绘科学)*, 2014, 39(5): 117.
- [26] Anne N J P, Abd-Elrahman A H, Lewis D B, et al. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, 33: 47.
- [27] CHEN Si-ming, ZOU Shuang-quan, MAO Yan-ling, et al(陈思明, 邹双全, 毛艳玲, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2018, 38(3): 912.
- [28] WANG Rui, CAI Zhen(王 锐, 蔡 朕). *Agricultural Engineering(农业工程)*, 2018, 8(11): 94.
- [29] Krzywinski M, Altman N. *Nature Methods*, 2015, 66(2): 1103.
- [30] Vigneau E, Devaux M F, Qannari E M, et al. *Journal of Chemometrics*, 2015, 11(3): 239.
- [31] Brereton R G, Lloyd G R. *Journal of Chemometrics*, 2014, 28(4): 213.
- [32] Jain A K, Mao J, Mohiuddin K M. *Computer*, 2015, 29(3): 31.
- [33] Baxt W G. *Neural Computation*, 2014, 4(5): 772.
- [34] Macedo M N Q, Galo J J M, Almeida L A L D, et al. *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, 2015, 41(41): 128.
- [35] Wang J, Yan H, Zheng P, et al. *Chinese Journal of Lasers*, 2017, 44(11): 1111002.
- [36] Thielebrunn S, Emmerling C, Harbich M, et al. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2016, 24(3): 255.
- [37] Zhang Y, Li M Z, Zheng L H, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 124(C): 29.
- [38] Morellos A, Pantazi X E, Moshou D, et al. *Biosystems Engineering*, 2016, 152: 104.
- [39] WAN Yu-qing, XIE Tao, XU Shi, et al(万余庆, 谢 涛, 许 石, 等). *China Coal Geology(中国煤炭地质)*, 2018, 30(S1): 23.
- [40] Alexakis D D, Daliakopoulos I N, Panagea I S, et al. *Geocarto International*, 2016: 1.
- [41] Periasamy S, Shanmugam R S. *Land Degradation & Development*, 2017, 28(4): 1412.
- [42] WANG Ming-kuan, MO Hong-wei, CHEN Hong-yan(王明宽, 莫宏伟, 陈红艳). *Soil Bulletin(土壤通报)*, 2016, 47(5): 1036.
- [43] ZHANG Ya-li, Tashpolat · Teyibai, Ardak · Kelimu, et al(张雅莉, 塔西甫拉提·特依拜, 阿尔达克·克里木, 等). *Remote Sensing of Land and Resources(国土资源遥感)*, 2018, 30(1): 87.
- [44] Zhang Y, Li M Z, Zheng L H, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 124(C): 29.
- [45] LI Yun, YANG Hai-qing(李 云, 杨海清). *Infrared(红外)*, 2014, 35(3): 33.
- [46] CHENG Gong, LI Jia-xuan, DAI Xiu-zhi(成 功, 李嘉璇, 戴秀之). *Journal of Geology(地质学刊)*, 2017, 41(3): 394.
- [47] Jianmei Z, Wei D, Shengxuan G, et al. *PLOS ONE*, 2015, 10(2): e0118082.
- [48] GUO Yun-kai, CAO Xiao-yan, XIE Qiong, et al(郭云开, 曹小燕, 谢 琼, 等). *Surveying and Mapping Engineering(测绘工程)*, 2015, (12): 7.
- [49] Chen T, Chang Q, Liu J, et al. *Science of the Total Environment*, 2016, 565: 155.
- [50] Khumaeni A, Sugito H, Budi W S, et al. *Journal of Applied Spectroscopy*, 2018, 84(6): 1108.
- [51] Xu Y, Smith S E, Grunwald S, et al. *Geoderma*, 2018, 320: 52.

Research Progress of Multi-Spectral Technique in the Determination of Soil Component Content

LI Xin-xing¹, CAO Shan-shan¹, BAI Xue-bing¹, LI Hui^{2*}

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

Abstract Soil is the basis of agricultural production. The determination of soil nutrient content is determined by the determination of soil nutrient content, and it has a certain influence on the growth of crops. Therefore, the detection of soil component content has gradually become a research hotspot at home and abroad. Multi-spectral technology utilizes the difference in the physical structure and chemical composition of an object. Under the same conditions, the object is irradiated with different light reflections to obtain different reflectances on the corresponding spectral bands, and then the acquired spectral data is analyzed to identify the target. In recent years, the application of multi-spectral technology has provided a new idea for the detection of soil component content which is helpful for the accurate detection of soil component content, and contributes to the realization of non-destructive real-time online detection technology and precision agriculture. In this paper, the related pieces of literature on the application of multi-spectral techniques in the soil composition index of soil water, organic matter, NPK, heavy metals and soil salinity in the past six years are reviewed. The characteristics of multi-spectral imaging technology are analyzed, and the multi-spectral is briefly described. The detection process of soil composition content by technology focuses on the research progress of

multi-spectral technology in soil component content detection, and prospects the future development trend of multi-spectral technology in soil component content detection, and proposes the future technology development direction; machine learning. The unsupervised and supervised model of the algorithm can analyze the data in different actual measurement environments, reduce the influence of spectral data with uneven distribution of soil components on the modeling results; multi-spectral images combined with panchromatic images to obtain multi-spectral panchromatic bands, In the multi-spectral soil component content detection, the accuracy and accuracy of the prediction model are improved. In the multi-spectral data preprocessing process, two or more algorithms are combined to process the spectral data more effectively.

Keywords Multispectral technique; Soil composition; Soil composition detection technology

(Received Jun. 10, 2019; accepted Oct. 11, 2019)

* Corresponding author