

基于光谱遥感技术的作物营养诊断研究进展

蒋雪松, 黄林峰, 贾志成, 戎子凡

(南京林业大学机械电子工程学院, 南京 210037)

摘要: 营养元素在作物生长的各个阶段都具有重要作用, 其含量的丰缺直接影响作物正常生理活动, 如叶绿素、蛋白质的合成, 根系的生长等。准确的作物营养诊断可以保证施肥量与作物本身营养需求量相匹配, 保证作物的正常生长。随着无人机、直升机和卫星等遥感平台, 多光谱和高光谱相机等光学传感器以及相关技术发展成熟之后, 光谱遥感技术逐渐应用于农林业营养诊断。光谱遥感技术利用反射光谱数据估计叶片理化参数, 是获取作物营养元素含量的一种有效手段, 具有成本低、作业范围大、劳动量需求性低等优点。分析了物理与化学营养诊断技术的方法与手段, 指出光谱遥感技术的先进性, 归纳了光谱遥感技术的基本分析步骤, 重点综述了近年来该技术在诊断作物氮、磷、钾等必需营养元素方面的具体应用和理论研究方面的不足, 提出了微量元素含量检测的必要性, 推动多营养元素光谱数据库建立、数字孪生技术应用和算法优化, 以期提高作物大面积营养诊断的准确度和便利性。

关键词: 作物; 遥感; 营养元素; 营养诊断; 光谱诊断

中图分类号: TP79

文献标志码: A

文章编号: 2096-1359(2023)06-0013-11

Research and progress of crop nutrition diagnosis based on spectral remote sensing technology

JIANG Xuesong, HUANG Linfeng, JIA Zhicheng, RONG Zifan

(College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: Nutrient elements play an important role in all stages of crop growth, and their abundance or deficiency directly affects normal physiological activities of crops, such as chlorophyll and protein synthesis, root growth, etc. The current crop production process is characterized by irrational situations such as over-fertilization, which affects crop growth and causes environmental problems. With people's concerns about issues of environmental protection and human health, the precise application of fertilizer has become a research hotspot. Accurate nutrient diagnosis can ensure that the fertilizer application matches the crop's own nutrient requirements without being wasted and doing harm to the environment. As the main indicator of nutrient abundance and deficiency, the crop's own nutritional status can be judged by traits such as leaf color, curl and dryness. Low nitrogen content would lead to a slower rate of chlorophyll synthesis in crop leaves and a yellow color in the center of the leaf and the vein area; too much nitrogen would lead to thinning of the cell walls and sudden growth of stems and branches. Phosphorus content is second only to nitrogen and potassium, often in the form of organic matter involved in the metabolic process of vegetation, promoting the growth of early plant roots and improve crop yield. Potassium content is comparable to that of nitrogen and exists mainly in the form of inorganic salts. In potassium deficiency, carbohydrate metabolism is disturbed, chlorophyll is destroyed, leaf margins are scorched and ruffled, and transpiration rate is subsequently affected. Spectral remote sensing technology can be utilized to study the reflectance properties of crop leaves. Spectral remote sensing technology is gradually applied to the agroforestry as remote sensing platforms, optical sensors and related technologies developing. It is an effective means to obtain nutrient element information which uses reflectance spectral data to estimate leaf physicochemical parameters, with low cost, large operating range and low labor demand. The methods and means of the physical and chemical nutrient diagnosis technology are analyzed, the advancement of spectral remote sensing technology is pointed out, and the basic steps of the spectral remote sensing analysis technology are summarized, focusing on reviewing the specific applications and theoretical research shortcomings of the technology in diagnosing essential nutrients

收稿日期: 2022-12-11

修回日期: 2023-03-16

基金项目: 江苏省现代农机装备与技术示范推广项目 (NJ2022-12); 江苏省科技计划专项资金 (重点研发计划现代农业) 项目 (BE2022374)。

作者简介: 蒋雪松, 男, 教授, 研究方向为农林产品品质诊断。E-mail: xsjiang@njfu.edu.cn

such as nitrogen, phosphorus and potassium in crops in recent years. The necessity of trace nutrient element detection is proposed, and the multi-nutrient spectral database and algorithm optimization are proposed to promote the establishment of multi-nutrient spectral databases and algorithms in order to improve the accuracy and convenience of nutrient diagnosis in large areas of crops.

Keywords: crop; remote sensing; nutrient element; nutrient diagnosis; spectral detection

我国是传统农林业大国,作物种植面积和产量皆居世界前列^[1]。氮磷钾等主要营养元素与作物的生长密切相关,合理施用可使产量增加 2.46 倍以上^[2]。当前作物在生长过程中存在过量施肥等不合理情况,既影响作物生长,也易引发环境问题。实现作物生长各个阶段的实时营养诊断可以为农林业从业人员及时调节施肥用量,进而优化种植模式、减少环境污染提供参考。

目前的作物营养诊断技术尚未达到大面积实时诊断的要求。笔者介绍了作物营养诊断的基本手段,对比当前主流物理与化学诊断技术的特点,对其优缺点进行分析,指出光谱遥感技术是较理想的诊断手段,并从主流的多光谱和高光谱遥感技术入手,重点综述了光谱遥感技术在常见作物氮磷钾等必需元素的营养诊断中的应用成果及研究进展,最后分析存在的问题与挑战,为后续研究提供技术参考。

1 作物营养诊断技术研究现状

目前,主流的作物营养诊断技术包括化学诊断和物理诊断两大类。化学诊断常见手段包括植株化学、土壤养分和酶学诊断,物理诊断则包括声学、电学和光学诊断。

1.1 现有作物营养诊断技术

1.1.1 化学诊断技术

化学诊断是通过化学反应测定植株体内的营养元素含量水平,与正常或异常植株标本进行直接比较而作出丰缺判断的诊断技术。其包括植株化学诊断、土壤养分诊断和酶学诊断^[3-5]等,通过在田间、林间采集样本并在实验室环境下对植株以及土壤的营养元素进行理化分析。植株营养诊断技术包括凯氏定氮法^[3],即通过氧化剂消煮分解样品有机含氮化合物进行测定;微量元素测定则可以通过原子吸收光谱法,能直接反映作物的营养状况,是判断营养丰缺最可靠的手段。作物通过汲取土壤中营养元素供给自身生长所需,土壤养分诊断^[4,6]通过比色分析法检测生长地域土壤配比的土壤浸提液中的养分情况,间接判断作物营养状况,有一定的滞后性。酶学

诊断技术^[5]则是通过检测植株酶促反应代谢产物含量,判断植株酶含量与活性情况,以此进行作物营养元素含量水平的诊断。大多数作物不同生长阶段和不同组织器官的营养元素含量临界值已基本研究确定。化学诊断技术能有效进行早期营养诊断和潜在性的缺素判断,但存在损伤植株,不同地域生长环境差异性较大,标准环境的临界值无法对不同地域的作物营养状况进行科学诊断,且操作烦琐,消耗大量检测时间等一系列问题,在农林业方面的推广存在限制。

1.1.2 物理诊断技术

物理诊断是指通过声学、电学和光学等物理手段对作物的营养状况进行诊断。其中,声学诊断主要是通过发射超声波进入作物内部探测缺陷^[7],抑或利用振动声学技术,通过物体撞击作物本身产生声信号进行物质检测^[8]。电学诊断主要根据作物的介电特性,利用电极片对其物理成分进行检测^[9]。

目前主流的作物营养光学诊断技术主要是叶片及冠层尺度和区域尺度的光谱诊断,利用作物叶片细胞、色素、含水量对光线的吸收和反射的程度不同进行光谱分析和营养诊断。叶片及冠层尺度的光谱采集主要利用地面便携式光谱仪(如 FieldSpec4 光谱仪),但易受外界光照强度变化影响,易用性差,尤其是面对高大经济林木局限性较大。

区域尺度的光谱遥感诊断主要是通过机载或星载式光谱仪(如 nano-Hyperspec 成像光谱仪,高分五号卫星)进行远程、大面积的检测,可以克服地面便携式光谱仪诊断的局限性。主要在粮食估产^[10]、病虫害识别^[11]、作物种类识别^[12]、作物长势监测^[13]等领域有广泛应用。综合比较,如表 1 所示,化学诊断操作复杂,成本高,耗时长;物理诊断中的声学诊断受噪声影响大;电学诊断对检测仪器精度要求高;叶片及冠层尺度的光谱诊断效率低,受作物立地条件和生长状态影响;区域尺度的光谱遥感诊断能克服其他营养诊断技术存在的弊端,具有作业覆盖面积大、效率高等优点^[14-15]。

表 1 不同作物营养元素诊断法的优缺点

Table 1 Advantages and disadvantages of different crop nutrient diagnostic methods

方法	尺度	优点	缺点
化学诊断法		适用于多种营养元素复合诊断,缺素早期预防	操作难度大,存在破坏性,不适大面积诊断
声学诊断法		能同时获取样本力学性能	存在较小破坏性,外界噪声对声音信号的检测影响大
电学诊断法		操作简单,能获取样本内部整体信息	电极测量仪属敏感仪器,对测量精度要求高
光学诊断法	叶片及冠层尺度	成本较低,响应迅速	冠层高度等因素限制使用场
	区域尺度	适于大面积的缺素诊断和早期预防	机载与星载平台成本高,星载光谱仪空间分辨率较低,不利于实验推广

1.2 作物光谱遥感技术

根据数据采集方式的不同,光谱遥感技术可以分为非成像式和成像式。非成像式通常是对计算光谱探头采集的视场角之内平均光谱进行研究^[16],涉及光谱范围通常包括可见光(VIS)至短波红外线(SWIR)(400~2 500 nm)。成像式主要包括推扫式和快照式,获取光谱信息和图片信息二合一的光谱图像^[8],相较于非成像式,其额外的图片信息反映的作物信息更加丰富。主流的光谱遥感技术根据采集的波段个数也可分为多光谱遥感

技术和高光谱遥感技术。多光谱遥感技术采集的图像波段较少(红波段、绿波段、蓝波段、可见光、热红外、近红外波段等)。高光谱图像一般是将全波段分割成1~5 nm的连续波段,分辨率更高,能够获取更多样本信息,相对而言数据处理难度也较大。

光谱遥感技术通常包括采集冠层遥感光谱数据、遥感信息预处理、筛选敏感波段和特征植被指数、建立模型和评估模型等典型步骤,其流程如图1所示。

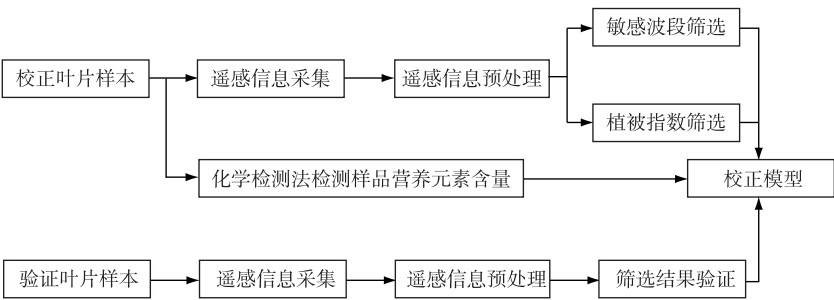


图 1 光谱遥感诊断流程

Fig. 1 Spectral remote sensing diagnosis flow chart

1.2.1 光谱数据预处理方法

实际实验操作过程中,叶片及冠层尺度光谱图像与区域尺度光谱图像在数据预处理步骤上稍有不同,由于区域尺度图像传感器与目标距离远,光谱仪易受空间辐射和云层干扰,预处理第一步需进行辐射校正、大气校正和正射校正操作,剔除大气、太阳反射对目标区域反射率的干扰,提高目标的目视效果。而对于叶片及冠层尺度光谱图像,则无须进行辐射校正、大气校正等操作,可以直接提取光谱图像感兴趣区(ROI)内光谱反射率谱线进行后续处理。预处理第二步是剔除光谱采集过程中光强不均、传输噪声等因素的干扰,常用处理方法有基线校正、散射校正、平滑处理和尺度缩放4类^[17]。基线校正可以消除噪声和漂移对有效信号的影响,将光谱基线人为拉回0基线上,常用方法有一阶导、二阶导等。散射校正用来消除散射水平不同带来的光谱差异对诊断结果的影响,可以有效

增强光谱与数据的相关性,常用方法包括多元散射校正(MSC)和标准正态变量变换(SNV)^[18]等。平滑处理进行平滑滤波,可以提高光谱信息的平滑性,提高信噪比,常用方法包括SG平滑法和移动窗口平滑等。尺度缩放可以缩小数据尺度之间的差异性,常用方法包括:中心化、最大最小归一化和标准化等。同时,为了解决光谱遥感技术中空间分辨率与光谱分辨率相互制约的问题:学者也采用空-谱遥感信息融合技术,将不同空间、光谱分辨率的遥感图像进行融合,获得同时具有高空间、谱分辨率的遥感影像^[19],主要包括全色-多光谱融合、全色-高光谱融合、多光谱-高光谱融合等技术,可以有效提高光谱遥感数据质量。

1.2.2 光谱遥感特征提取方法

在光谱数据的处理过程中,对遥感数据进行加工,获得的各类型光谱参数能增强作物营养诊断能力,如基于光谱位置的特征参数(“三边”参数),基

于光谱波段的植被指数以及敏感波段组合。这能使筛选出来的光谱特征与样本化学成分之间有较强的相关性,同时提高处理速度。光谱数据特征提取的方法主要有逐步回归(SR)、无信息变量消除法(UVE)、偏最小二乘法(PLS)、主成分分析(PCA)、人工神经网络(ANN)、独立成分分析(ICA)和连续投影算法(SPA)^[20]等,可以有效降低后期建模的复杂程度,提高鲁棒性。同时,学者也尝试提取光谱遥感图像的空间特征(如纹理特征、形态学特征等)进一步提升光谱遥感信息的处理能力,提高数据处理的可靠性^[21]。

1.2.3 建模分析方法

回归模型将建立作物样本化学元素含量数值与光谱反射率数据之间的对应关系。常用机器学习算法有多元线性回归(MLR)、偏最小二乘法(PLS)、主成分回归(PCR)等定量模型;人工神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)、k-近邻算法(KNN)等定性模型;同时由于深度学习回归模型具有较强非线性拟合能力,如深度森林(DF)也被尝试用于小数据量高光谱数据建模^[22]。

1.2.4 模型评价指标

评估回归模型的过程中,通常会用到一些统计参数,如均方根误差(RMSE)、决定系数(R^2)或相关系数(R)等。通常情况下,预测模型的RMSE越小,相关系数或决定系数越大,模型的性能越好。

2 光谱遥感技术在作物营养诊断方面的具体应用

由于施肥水平、作物生长土壤基质和作物生长阶段等差异性因素的影响,作物对于必需营养元素的需求也具有时间性和地域性的差异^[23]。作物的叶片作为主要的营养元素丰缺指示器,通过叶片的颜色、卷曲和干枯程度等性状可以对作物本身的营养状况进行判断。通过光谱遥感技术可对作物叶片的反射率特性进行研究(图2)。由于地面的光谱信息采集能力有限,光谱遥感技术能从高空视角实现作物营养元素含量信息的快速获取,便于掌握作物缺素情况,从而指导农林业从业人员科学施肥。

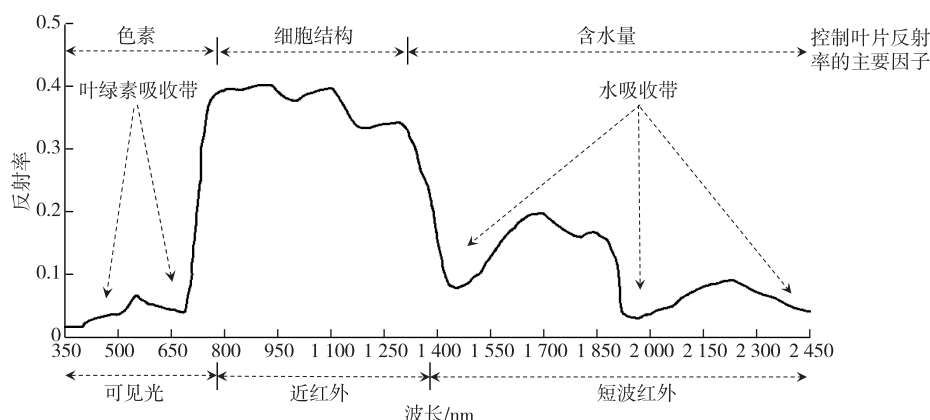


图2 叶片的光谱反射率特性

Fig. 2 Spectral reflectance properties of leaf blades

2.1 必需营养元素营养诊断

氮、磷、钾是植物生长发育的三大必需营养元素,其含量的丰缺直接影响作物生长和产量等。在光谱遥感技术对氮磷钾三大营养元素的诊断研究中,王人潮等^[24]在20世纪90年代测定了水稻(*Oryza sativa*)冠层营养元素光谱特征及其敏感波段,为后续研究提供参考。近年来对磷和钾元素的研究也逐渐增多,且朝着多种营养元素共同作用场景下的诊断、诊断过程高效便利安全等方向快速发展。

基于光谱遥感技术作物营养诊断主要包括基于直接光谱和基于植被指数。基于植被指数根据

地面植被中叶绿素、水分等不同物质的光谱差异,可以减少土壤、大气等无关特性等信息对诊断的影响,更精确反映植被特征。基于直接光谱则是利用全波段高光谱数据或通过筛选与营养元素相关性高的光谱敏感波段进行建模和营养诊断。

2.1.1 氮元素的光谱诊断分析

氮元素是植物细胞蛋白质的主要成分,也是叶绿素、酶、激素等重要代谢有机化合物的组成成分,在生命活动过程中占据重要地位。氮含量过少将导致作物叶片叶绿素合成速率变缓,叶片中心与叶脉区域颜色呈黄色;过多则导致细胞壁变薄,茎枝伸长,抗逆性差,严重影响作物长势、产量及品质^[25]。

由于氮元素含量与叶绿素密切相关,叶绿素在红光和蓝光波段有较强的吸收率,同时红边波段的形状和位置会随氮元素的丰缺而改变,可以据此进行作物氮含量的光谱营养诊断。

基于直接光谱是通过筛选与氮含量相关的光谱敏感特征波长来进行建模与预测,学者多使用高光谱遥感进行数据的采集并进行敏感波段的筛选。Hu 等^[26]应用 PLS-DA、SVM、极限学习机(ELM)和卷积神经网络(CNN)模型构建橡胶树(*Hevea brasiliensis*)氮含量估算模型,敏感波段为 839,1 679,1 829,2 059,2 184,2 370 nm,准确率达 97.73%。Chen 等^[27]证明非线性建模方法优于线性方法,提取苹果(*Malus pumila*)树冠层氮元素敏感波段并建模,Rfrog-ELM 的模型获得最佳结果($R^2=0.843$)。

基于植被指数的氮含量检测中较常见的做法是通过拍摄光谱遥感影像,获取可见光、红边和近红外等波段的光谱信息,筛选已有植被指数(表 2)或自我构建合适的植被指数,研究与氮元素之间的相关性。Oscó 等^[28]使用基于无人机传感器获取的柑橘(*Citrus reticulata*)多光谱图像中约 33 个光谱指数,其中 SR750/550 和 TriVI 指数与其冠层氮元素相关性较好,随机森林算法在预测氮含量方面的性能最好($R^2=0.90$)。李美炫等^[29]则证明绿光和红光波段为苹果树冠层氮含量敏感波段($R^2=0.774$)。同时也有学者对比叶片尺度与区域尺度的营养诊断技术,在冬小麦(*Triticum aestivum*)重要生长阶段推荐使用叶片尺度的光谱诊断手段以避免区域尺度的星载传感器易受的云层影响^[30]。

表 2 常见光谱指数及其计算公式
Table 2 Common spectral indices and their calculation formulae

光谱指数	计算公式	参考文献
差值植被指数(DVI, I_{DV})	$I_{DV}=R_{nir}-R_{red}$	[31]
绿色归一化差值植被指数(GNDVI, I_{DNDV})	$I_{GNDV}=(R_{nir}-R_{gre})/(R_{nir}+R_{gre})$	[32]
植被衰减指数(PSR, I_{PSR})	$I_{PSR}=(R_{680}-R_{500})/R_{750}$	[33]
再归一化差值植被指数(RDVI, I_{RDV})	$I_{RDV}=(R_{NDVI}\times R_{DVI})^{1/2}$	[34]
归一化植被指数(NDVI, I_{NDV})	$I_{NDV}=(R_{nir}-R_{red})/(R_{nir}+R_{red})$	[31]
比值植被指数(RVI, I_{RV})	$I_{RV}=R_{nir}/R_{red}$	[35]
土壤调节植被指数(SAVI, I_{SAV})	$I_{SAV}=[(R_{nir}-R_{red})/(R_{nir}+R_{red}+L)]\times(1+L)$	[36]
三角植被指数(TVI, I_{TV})	$I_{TV}=0.5\times[120\times(R_{nir}-R_{gre})-200\times(R_{red}-R_{gre})]$	[37]
简化冠层叶绿素含量指数(SCCCI, I_{SCCC})	$I_{SCCC}=R_{NDRE}/R_{NDVI}$	[38]

注: R_{nir} 为近红波段光谱反射率; R_{red} 为红光波段光谱反射率; R_{gre} 为绿光波段光谱反射率; R_{500} 、 R_{680} 、 R_{750} 分别为波长为 500,680 和 750 nm 的光谱反射率; R_{NDVI} 为归一化植被指数光谱反射率; R_{DVI} 为差值植被指数光谱反射率; L 为土壤调节系数,范围为 0~1; R_{NDRE} 为归一化差异红边植被指数光谱反射率。

此外,由于受成像设备与外部环境等因素的影响,光谱遥感数据在采集、转换、ROI 划分和信息处理等过程中容易产生误差及噪声。国外学者研究发现,与 VI-SLR 和 SMLR 回归方法相比,RF 回归方法可以显著提高无人机遥感的估计精度^[39]。Li 等^[40]开发了一种修正相关系数方法(MCCM)来筛选氮元素敏感波段,同时证明归一化差分冠层阴影指数(NDCSI)可以去除无人机高光谱图像中的阴影,得到冠层光谱信息。同时通过筛选预处理方法也可提高氮含量诊断的准确度。使用 SG 和一阶导数组合对原始光谱进行预处理,适合用于后续苹果树冠层氮元素敏感波段的筛选工作^[41]。

由于作物叶片氮元素与叶绿素含量相关性强,含量丰缺的表现明显,使得基于直接光谱与植被指数的估算模型性能在三大必需营养元素中拟合效果最好,利用多光谱数据进行回归即可达到高精度。但作物叶片氮元素在不同生长阶段呈规律性

变化,原有高相关性植被指数难以适应作物的时间性变化。对于不同应用场景,模型的通用性将大打折扣。因此,必须在诊断过程中充分考虑作物生长环境和生长周期的变化性,使用大跨度和高时间分辨率的数据做支撑,分别建立氮元素估算模型。

2.1.2 磷元素的光谱诊断分析

磷元素在作物中的含量仅次于氮和钾,常以有机形态参与植被代谢过程,促进早期植物根系的生长,并能提高抗逆性,提高作物产量^[42]。相比缺氮叶片,缺磷叶片光谱反射率另受花青素含量影响,同时作物的磷元素含量随生长周期的变化较大^[43],作物间敏感波段存在较大差异性(表 3),增加了磷元素含量的诊断难度。

由于多光谱遥感光谱分辨率较低,在磷含量的研究方面实验的准确度表现不尽如人意,现有对于磷元素含量的监测研究主要基于高光谱遥感技术。Mahajan 等^[44]提出了用于遥感诊断磷元素的新植

被指数: VI P_670_1260 检索水稻冠层磷元素含量。Pinit 等^[45]发现泰国水稻叶片磷酸盐(Pi)含量与近红外(720~790 nm)和可见光波段(绿黄边和红边)相关性较强($R^2>0.70$)。也有学者通过改进算法提高准确度,Guo 等^[46]提出将 MC-UVE 与 SPA 算法相结合估计橡胶树叶片磷元素含量的模型,筛选出 2 449,2 243,1 686,1 405,1 144,713 和

437 nm 为其敏感波段。Noguera 等^[47]使用 PLS、ANN、SVM 和高斯过程回归对橄榄树(*Canarium album*)叶片磷元素含量进行检测,其中 ANN 方法效果最佳($R^2=0.89$)。对于三大营养元素之间的相互作用,Wang 等^[48]创新性地建立了甘蔗(*Saccharum officinarum*)多因子三次多项式 PLS 和 MLR 回归模型,提高了模型的性能。

表 3 常见作物磷元素敏感波段
Table 3 Phosphorus sensitivity bands for common crops

作物	波段/nm					文献
	≥380~500	≥500~620	≥620~760	≥760~1 500	>1 500	
玉米(<i>Zea mays</i>)		√	√	√		[49]
柑橘(<i>Citrus reticulata</i>)				√	√	[50]
苹果(<i>Malus pumila</i>)		√	√			[51]
水稻(<i>Oryza sativa</i>)			√	√		[52]
小麦(<i>Triticum aestivum</i>)	√			√		[53]
番茄(<i>Lycopersicon esculentum</i>)	√	√	√	√		[54]

注:√为作物的敏感波段。

此外,筛选对比不同预处理方法和建模方法也能在一定程度上提高磷元素含量诊断的准确性。全东平^[55]发现采用小波去噪处理后,基于原始光谱建立的 PLSR 估算模型对柑橘叶片磷含量的建模效果较不经过小波去噪处理的估算模型有一定精度提升。Wang 等^[56]发现 SNV 在预测磷元素和钾元素含量方面都显示出优于其他变量的模型性能。Osco 等^[57]使用机器学习及反射率/一阶导数数据评估常量营养素和微量营养素含量,发现随机森林(RF)最适合用于建立大多数作物的磷元素含量估算模型。

与氮元素模型研究相比,作物之间磷元素敏感波段的差异较大,导致不同作物敏感波段之间的可参考性较低,模型转移的难度系数高。如何建立稳定、适用性高的估算模型是磷元素营养诊断的关键。

2.1.3 钾元素的光谱诊断分析

虽然钾含量与氮元素相当,主要以无机盐的形式存在,在光合作用、碳水化合物的转运和储存、蛋白质的合成等过程中占重要作用。缺钾时,碳水化合物代谢会受到干扰,叶绿素被破坏,叶缘焦枯、褶皱,蒸腾速率也会随之受到影响^[58]。钾元素通过影响叶片化合物含量间接改变光谱反射率,无法像氮元素含量能直接通过叶绿素含量进行基本判断。

与磷元素情况类似,针对钾元素的光谱特性研究相对较少。植被指数仅在区分作物严重缺钾(SPD)和钾供应充足(ASP)处理方面有效,而无法辨识中度钾缺乏(MPD)^[59]。同时钾元素在特征

光谱上存在相当明显的漂移现象,作物在各个生长阶段的光谱敏感波段分布情况不同,随着作物从萌芽向成熟结果的生长阶段推移,钾元素反射光谱会有部分相关性高的敏感波段向高波段偏移^[60]。针对此类情况,黄双萍等^[61]研究发现,在柑橘树不同物候期特征光谱漂移情况下,使用支持矢量回归(SVR)建立全生育期钾元素含量估算能力良好,决定系数 R^2 为 0.994。同时 Lu 等^[62]实验证明短波红外区域的光谱反射率与水稻钾元素含量相关性较高。除了基于传统的直接光谱和植被指数营养诊断,石吉勇等^[63]利用缺钾元素叶片叶绿素含量偏低区域为叶片边缘的图像特征,对比黄瓜(*Cucumis sativus*)缺钾叶片及正常叶片高光谱图像的叶绿素分布情况,进行钾元素丰缺判断,正确率达 95%。同时也有学者将气象因素纳入考虑范畴^[64],证明将日平均气温与湿度作为输入特征进行回归建模可以提高水稻钾元素营养诊断水平($R^2>0.74$)。

钾元素对于作物的水汽运输和代谢作用有着深远影响,但现阶段对于作物钾元素的研究仍然较少,基于植被指数与敏感波段的统计模型存在精度低的问题。而钾元素缺乏的叶片表型性状明显,基于图像识别的钾元素诊断精度较高,笔者认为尝试光谱特征和图像纹理特征融合分析是下一阶段对作物钾元素诊断的关键方向。

2.2 其他营养元素营养诊断

随着植物营养学的不断研究发展,除了氮磷钾三大营养元素,国内外学者探索出更多与作物生长

发育相关的必需营养元素,其在调节树体酸度、合成叶绿素、激素运转和植物代谢等方面有重要的调节功能^[65]。目前,作物养分遥感监测研究主要集中在氮磷钾三大主要营养元素的估计上,只有少数尝试诊断其他营养元素,如钙、镁、硼、铁、锰等。

近年来,使用光谱技术诊断作物其他营养元素含量的研究逐渐深入,但大多基于叶片和冠层尺度,而基于区域尺度的研究较少。早在20世纪70年代,国外学者就发现使用光谱的近红外波段能对作物体内部分含量较高的元素进行准确诊断^[66]。之后利用PLSR建模,估算豇豆(*Vigna unguiculata*)S、Ca、Na、Mg的元素含量^[67]。对于微量元素的敏感波段筛选和建模,瞿余红等^[68]采用SR和PCA两种方法构建核桃树(*Carya cathayensis*)叶片铁元素含量估测模型,其中以光谱725~730,1 140,1 141,1 443,1 444和1 445 nm作为敏感波段构建的PCA模型精度最佳。Thum等^[69]研究葡萄(*Vitis vinifera*)藤叶不同微量元素的光谱反射率特征($R^2>0.6$),并以此验证利用微量元素含量区分葡萄产地与品种的可行性。

而在光谱预处理和建模方面,de Oliveira等^[70]对多种营养元素进行诊断,发现一阶导数可更准确地预测硫元素含量($R^2=0.85$),使用对数变换可以更准确估计钙($R^2=0.81$)和镁($R^2=0.22$)元素含量。同时Ramdas等^[71]对芒果(*Mangifera indica*)叶常量和微量营养元素进行研究,发现使用PLSR组合机器学习模型的方法是预测大多数营养素的最好方法,铁、铜、硼元素的预测精度良好($R^2\geq 0.95$)。Hariharan等^[72]则开发了一种使用有限差分近似(FDA)和双变量相关(BC)分析高光谱数据的新方法,以区分健康鳄梨(*Persea americana*)枯萎病、氮元素和铁元素丰缺。

国内外的作物微量元素研究较少,且大多基于便携式高光谱仪,同时微量元素缺乏所导致的表型症状较小,多光谱遥感技术诊断难度大。笔者认为基于高光谱遥感技术的微量元素营养诊断潜力巨大,是下一阶段的研究重点。

3 问题与展望

尽管在作物营养元素含量诊断过程中,与化学计量学相结合的光谱遥感技术在作物常量与微量元素诊断等方面表现良好,具有相当广阔的应用前景与市场,但在其实际应用时仍存在问题有待解决。

1)在检验的营养元素方面,采用单一生长阶

段的单一营养元素敏感波段探讨整个生育期作物生理状态和营养状况的研究较多。然而,随着作物生长阶段的推移,叶片的光谱反射率将伴随叶片的含水量、细胞结构等生化参数变化而发生变化,从而导致光谱反射率与叶片营养元素含量的统计模型改变,所建立的估算模型难以适用到其他生育时期。因此亟须筛选作物不同生长阶段的敏感波段,并利用敏感波段构建光谱指数,以此提高不同生育时期的营养元素含量光谱模型的精度。同时,现阶段的作物营养元素研究大多是针对单一营养元素的诊断,对于作物多种营养元素之间的相互作用对光谱特性影响机理的研究较少,对于作物的营养元素丰缺情况缺乏较全面的了解。

2)对于作物中微量元素含量的光谱诊断研究较为鲜见。微量元素在作物代谢过程中起着重要作用,对植物光谱特征的影响与氮、磷、钾等必要营养元素具有相似性,但丰缺影响差异性大。作物微量营养元素的定量化诊断更为少见,根据研究作物样本所建立的微量元素估算模型精度是否能满足后续营养元素补给的需要仍有待进一步研究。

3)相较于多光谱遥感技术,高光谱遥感技术受制于高昂的设备成本以及缓慢的图像处理速度,应用场景局限性较大,而多光谱遥感技术在诊断估算精度上表现稍差。由于高光谱数据变量多,因此基于高光谱遥感的营养诊断在分析时需要比较多种算法和获取大量训练样本才能达到较高的识别精度,这将极大地增加田间作业的工作量和诊断难度。

4)国内外研究大多只是建立了统计学模型,并未探寻微量元素缺乏所导致的植株生理形态变化与光谱反射率变化之间的因果关系,没有真正揭示微量元素的光谱响应机理。其受限于地面实测数据,具有一定的时间和对象局限性,无法反映作物生长全过程,普适性不高,不利于全面推广应用。数字孪生技术可以模拟、验证、预测作物全生育期变化过程^[73],有效解决统计学模型的局限性,但技术尚未应用于作物营养诊断领域。

综上所述,光谱遥感技术在作物营养诊断的后续研究可以从以下几个方面入手:

1)目前利用地物光谱仪诊断作物营养元素的研究较为深入,而对于无人机遥感或卫星遥感的研究仍然较少。因此,如何实现从地面光谱到遥感光谱数据的同化,加速作物营养元素诊断研究进程十分关键。

2)开发建立各类作物营养元素的光谱信息数

数据库,降低训练样本的需求量,减少由作物的品种、生长阶段、生长环境等的不同对光谱数据造成的影响,提高模型的适用性和利用率,并通过迁移学习、强化学习等算法,增强模型的鲁棒性和通用性。

3)着力实现光谱遥感技术的经济化和从业人员的培养。随着无人机、卫星、光谱相机等遥感技术的研究发展,光谱遥感技术将极大地便利用户对田间的作物进行实时诊断,并提供合理的施肥策略,推进智慧农林业。

4)应用数字孪生技术,着手建立作物生长模拟模型;针对作物的物理实体,借助往年历史数据和实时田间数据进行模拟模型建立,通过“数字孪生体”实现作物全生育期组织器官变化过程的模拟、验证和预测。结合VR、AR等技术可以实现作物营养元素含量全生育期动态定量可视化诊断,解决统计模型无法反映作物生长全过程、普适性不高的缺陷,同时为后续的科学施肥提供指导意见。

参考文献(References):

- [1] 国家统计局农村社会经济调查司. 中国农村统计年鉴-2021[M]. 北京: 中国统计出版社, 2021.
Rural Socioeconomic Investigation Department of the National Bureau of Statistics. China rural statistical yearbook-2021[M]. Beijing: China Statistics Press, 2021.
- [2] 李家康, 林葆, 梁国庆, 等. 对我国化肥使用前景的剖析[J]. 植物营养与肥料学报, 2001, 7(1): 1-10. DOI: 10.3969/j.issn.1007-6220.2001.03.002.
LI J K, LIN B, LIANG G Q, et al. Prospect of consumption of chemical fertilizer in China[J]. Plant Nutrition and Fertilizer Science, 2001, 7(1): 1-10.
- [3] 马露露, 吕新, 张泽, 等. 基于临界氮浓度的滴灌棉花氮素营养诊断模型研究[J]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 277-283. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.035.
MA L L, LYU X, ZHANG Z, et al. Establishment of nitrogen nutrition diagnosis model for drip-irrigation cotton based on critical nitrogen concentration[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 277-283.
- [4] 赵滢, 范书田, 刘迎雪, 等. 基于营养诊断方法对集安山葡萄叶片“黄化”原因的探讨[J]. 吉林农业大学学报, 2015, 37(6): 682-686, 693. DOI: 10.13327/j.jjlau.2015.2741.
ZHAO Y, FAN S T, LIU Y X, et al. Study on reasons of Amur grape leaf chlorosis in Ji'an based on nutrient diagnosis method[J]. Journal of Jilin Agricultural University, 2015, 37(6): 682-686, 693.
- [5] 黄冰艳, 高伟, 苗利娟, 等. 谷氨酰胺合成酶基因研究进展及其在植物氮代谢调控中的应用[J]. 中国农学通报, 2010, 26(23): 53-57.
HUANG B Y, GAO W, MIAO L J, et al. Research progress on glutamine synthetase genes and its application on the genetic control of nitrogen metabolism in plants[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2010, 26(23): 53-57.
- [6] 白由路. 植物营养与肥料研究的回顾与展望[J]. 中国农业科学, 2015, 48(17): 3477-3492. DOI: 10.3864/j.issn.0578-1752.2015.17.014.
BAI Y L. Review on research in plant nutrition and fertilizers[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2015, 48(17): 3477-3492.
- [7] KRAJNC L, KADUNC A, STRAŽE A. The use of ultrasound velocity and damping for the detection of internal structural defects in standing trees of European beech and Norway spruce[J]. Holzforschung, 2019, 73(9): 807-816. DOI: 10.1515/hf-2018-0245.
- [8] LIN C J, HUANG Y H, HUANG G S, et al. Detection of decay damage in iron-wood living trees by nondestructive techniques[J]. Journal of Wood Science, 2016, 62(1): 42-51. DOI: 10.1007/s10086-015-1520-9.
- [9] BASYIGIT I B. The examination and modeling of moisture content effect of banana leaves on dielectric constant for remote sensing[J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2020, 62(3): 1087-1092. DOI: 10.1002/mop.32135.
- [10] ZHOU X, ZHENG H B, XU X Q, et al. Predicting grain yield in rice using multi-temporal vegetation indices from UAV-based multispectral and digital imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 130: 246-255. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.05.003.
- [11] 潘洁, 廖振峰, 张衡. 基于高光谱数据的森林病虫害监测系统研制[J]. 林业科技开发, 2015, 29(5): 125-129. DOI: 10.13360/j.issn.1000-8101.2015.05.031.
PAN J, LIAO Z F, ZHANG H. Development hyperspectral-data-based forest insect and disease monitoring system[J]. China Forestry Science and Technology, 2015, 29(5): 125-129.
- [12] 韩蕊, 慕涛阳, 赵伟, 等. 基于无人机多光谱影像的柑橘树冠分割方法研究[J]. 林业工程学报, 2021, 6(5): 147-153. DOI: 10.13360/j.issn.2096-1359.202011021.
HAN R, MU T Y, ZHAO W, et al. Research on citrus canopy segmentation method based on UAV multispectral image[J]. Journal of Forestry Engineering, 2021, 6(5): 147-153.
- [13] NI J, YAO L L, ZHANG J C, et al. Development of an unmanned aerial vehicle-borne crop-growth monitoring system[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2017, 17(3): 502. DOI: 10.3390/s17030502.
- [14] 董金玮, 吴文斌, 黄健熙, 等. 农业土地利用遥感信息提取的研究进展与展望[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(4): 772-783.
DONG J W, WU W B, HUANG J X, et al. State of the art and perspective of agricultural land use remote sensing information extraction[J]. Journal of Geo-Information Science, 2020, 22(4): 772-783.
- [15] KARTHIKEYAN L, CHAWLA I, MISHRA A K. A review of remote sensing applications in agriculture for food security: crop growth and yield, irrigation, and crop losses[J]. Journal of Hydrology, 2020, 586: 124905. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2020.124905.
- [16] QIN J W, CHAO K L, KIM M S, et al. Hyperspectral and multispectral imaging for evaluating food safety and quality[J]. Journal of Food Engineering, 2013, 118(2): 157-171. DOI: 10.1016/j.jfoodeng.2013.04.001.
- [17] 第五鹏瑶, 卞希慧, 王姿方, 等. 光谱预处理方法选择研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(9): 2800-2806. DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)09-2800-07.
DIWU P Y, BIAN X H, WANG Z F, et al. Study on the

- selection of spectral preprocessing methods[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(9): 2800–2806.
- [18] 王动民, 纪俊敏, 高洪智. 多元散射校正预处理波段对近红外光谱定标模型的影响[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(9): 2387–2390. DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2014)09-2387-04.
- WANG D M, JI J M, GAO H Z. The effect of MSC spectral pre-treatment regions on near infrared spectroscopy calibration results [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(9): 2387–2390.
- [19] 徐沁, 梁玉莲, 王冬越, 等. 基于 SE-Res2Net 与多尺度空谱融合注意力机制的高光谱图像分类[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2021, 33(11): 1726–1734. DOI: 10.3724/SP.J.1089.2021.18778.
- XU Q, LIANG Y L, WANG D Y, et al. Hyperspectral image classification based on SE-Res2Net and multi-scale spatial spectral fusion attention mechanism [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2021, 33(11): 1726–1734.
- [20] ELMASRY G, KAMRUZZAMAN M, SUN D W, et al. Principles and applications of hyperspectral imaging in quality evaluation of agro-food products: a review [J]. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 2012, 52(11): 999–1023. DOI: 10.1080/10408398.2010.543495.
- [21] 李金敏, 陈秀青, 杨琦, 等. 基于高光谱的水稻叶片氮含量估计的深度森林模型研究[J]. *作物学报*, 2021, 47(7): 1342–1350. DOI: 10.3724/SP.J.1006.2021.02060.
- LI J M, CHEN X Q, YANG Q, et al. Deep learning models for estimation of paddy rice leaf nitrogen concentration based on canopy hyperspectral data [J]. *Acta Agronomica Sinica*, 2021, 47(7): 1342–1350.
- [22] AYALA-SILVA T, BEYL C A. Changes in spectral reflectance of wheat leaves in response to specific macronutrient deficiency[J]. *Advances in Space Research*, 2005, 35(2): 305–317. DOI: 10.1016/j.asr.2004.09.008.
- [23] 戴建国, 张国顺, 郭鹏, 等. 基于无人机遥感多光谱影像的棉花倒伏信息提取[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(2): 63–70. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.02.009.
- DAI J G, ZHANG G S, GUO P, et al. Information extraction of cotton lodging based on multi-spectral image from UAV remote sensing [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(2): 63–70.
- [24] 王人潮, 陈铭臻, 蒋亨显. 水稻遥感估产的农学机理研究——I. 不同氮素水平的水稻光谱特征及其敏感波段的选择[J]. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 1993, 19(S1): 9–16.
- WANG R C, CHEN M Z, JIANG H X. Studies on agronomic mechanism of the rice yield estimation by remote sensing: I. The rice reflectance characteristics of different nitrogen levels and the selection of their sensitive bands [J]. *Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences)*, 1993, 19(S1): 9–16.
- [25] 梁雪映, 樊风雷. 基于遥感光谱的作物氮含量估算研究进展[J]. *中国农业科技导报*, 2019, 21(1): 51–61. DOI: 10.13304/j.nykjdb.2017.0893.
- LIANG X Y, FAN F L. Research progress on crop nitrogen content estimation based on remote sensing spectrum [J]. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 2019, 21(1): 51–61.
- [26] HU W F, TANG R N, LI C, et al. Fractional order modeling and recognition of nitrogen content level of rubber tree foliage [J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2021, 29(1): 42–52.
- [27] CHEN S M, HU T T, LUO L H, et al. Rapid estimation of leaf nitrogen content in apple-trees based on canopy hyperspectral reflectance using multivariate methods [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2020, 111: 103542. DOI: 10.1016/j.infrared.2020.103542.
- [28] OSCO L P, RAMOS A P M, PEREIRA D R, et al. Predicting canopy nitrogen content in citrus-trees using random forest algorithm associated to spectral vegetation indices from UAV-imagery [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(24): 2925. DOI: 10.3390/rs11242925.
- [29] 李美炫, 朱西存, 白雪源, 等. 基于无人机影像阴影去除的苹果树冠层氮素含量遥感反演[J]. *中国农业科学*, 2021, 54(10): 2084–2094. DOI: 10.3864/j.issn.0578-1752.2021.10.005.
- LI M X, ZHU X C, BAI X Y, et al. Remote sensing inversion of nitrogen content in apple canopy based on shadow removal in UAV multi-spectral remote sensing images [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2021, 54(10): 2084–2094.
- [30] MEZERA J, LUKAS V, HORNIAČEK I, et al. Comparison of proximal and remote sensing for the diagnosis of crop status in site-specific crop management [J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2021, 22(1): 19. DOI: 10.3390/s22010019.
- [31] BLANCO V, BLAYA-ROS P J, CASTILLO C, et al. Potential of UAS-based remote sensing for estimating tree water status and yield in sweet cherry trees [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(15): 2359. DOI: 10.3390/rs12152359.
- [32] CHENG J P, YANG H, QI J B, et al. Estimating canopy-scale chlorophyll content in apple orchards using a 3D radiative transfer model and UAV multispectral imagery [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 202: 107401. DOI: 10.1016/j.compag.2022.107401.
- [33] 李哲, 张飞, 陈丽华, 等. 光谱指数的植物叶片叶绿素含量估算模型[J]. *光谱学与光谱分析*, 2018, 38(5): 1533–1539. DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2018)05-1533-07.
- LI Z, ZHANG F, CHEN L H, et al. Research on spectrum variance of vegetation leaves and estimation model for leaf chlorophyll content based on the spectral index [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2018, 38(5): 1533–1539.
- [34] BAI X Y, LI Z H, LI W, et al. Comparison of machine-learning and CASA models for predicting apple fruit yields from time-series planet imageries [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(16): 3073. DOI: 10.3390/rs13163073.
- [35] ISSA S, DAHY B, SALEOUS N, et al. Carbon stock assessment of date palm using remote sensing coupled with field-based measurements in Abu Dhabi (United Arab Emirates) [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(19): 7561–7580. DOI: 10.1080/01431161.2019.1602795.
- [36] MARIN D B, FERRAZ G A E S, GUIMARÃES P H S, et al. Remotely piloted aircraft and random forest in the evaluation of the spatial variability of foliar nitrogen in coffee crop [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(8): 1471. DOI: 10.3390/rs13081471.
- [37] BROOK A, DE MICCO V, BATTIPAGLIA G, et al. A smart multiple spatial and temporal resolution system to support precision agriculture from satellite images: proof of concept on Aglianico vineyard [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020,

- 240; 111679. DOI: 10.1016/j.rse.2020.111679.
- [38] SANSECHAN P, SAENGPRACHATHANARUG K, POSOM J, et al. Use of vegetation indices in monitoring sugarcane white leaf disease symptoms in sugarcane field using multispectral UAV aerial imagery[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2019, 301(1): 012025. DOI: 10.1088/1755-1315/301/1/012025.
- [39] ZHA H N, MIAO Y X, WANG T T, et al. Improving unmanned aerial vehicle remote sensing-based rice nitrogen nutrition index prediction with machine learning[J]. Remote Sensing, 2020, 12(2): 215. DOI: 10.3390/rs12020215.
- [40] LI M X, ZHU X C, LI W, et al. Retrieval of nitrogen content in apple canopy based on unmanned aerial vehicle hyperspectral images using a modified correlation coefficient method[J]. Sustainability, 2022, 14(4): 1992. DOI: 10.3390/su14041992.
- [41] CHEN S M, MA L H, HU T T, et al. Nitrogen content diagnosis of apple trees canopies using hyperspectral reflectance combined with PLS variable extraction and extreme learning machine[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2021, 14(3): 159-166. DOI: 10.25165/j.ijabe.20211403.6157.
- [42] 张磊, 张宏建, 孙林林, 等. 基于叶片营养诊断的苹果园果树精准施肥模型研究[J]. 中国土壤与肥料, 2019(6): 212-222. DOI: 10.11838/sfsc.1673-6257.18475.
- ZHANG L, ZHANG H J, SUN L L, et al. Research on precision fertilization model in apple orchard based on leaf nutrition diagnosis[J]. Soil and Fertilizer Sciences in China, 2019(6): 212-222.
- [43] LI D, WANG C Y, JIANG H, et al. Monitoring litchi canopy foliar phosphorus content using hyperspectral data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 154: 176-186. DOI: 10.1016/j.compag.2018.09.007.
- [44] MAHAJAN G R, PANDEY R N, SAHOO R N, et al. Monitoring nitrogen, phosphorus and sulphur in hybrid rice (*Oryza sativa* L.) using hyperspectral remote sensing[J]. Precision Agriculture, 2017, 18(5): 736-761. DOI: 10.1007/s11119-016-9485-2.
- [45] PINIT S, RUENGCHAIJATUPORN N, SRISWASDI S, et al. Hyperspectral and genome-wide association analyses of leaf phosphorus status in local Thai indica rice[J]. PLoS One, 2022, 17(4): e0267304. DOI: 10.1371/journal.pone.0267304.
- [46] GUO P T, SHI Z, LI M F, et al. A robust method to estimate foliar phosphorus of rubber trees with hyperspectral reflectance[J]. Industrial Crops and Products, 2018, 126: 1-12. DOI: 10.1016/j.indcrop.2018.09.055.
- [47] NOGUERA M, AQUINO A, PONCE J M, et al. Nutritional status assessment of olive crops by means of the analysis and modelling of multispectral images taken with UAVs[J]. Biosystems Engineering, 2021, 211: 1-18. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2021.08.035.
- [48] WANG C, LI X H, WANG L J, et al. Prediction of N, P, and K contents in sugarcane leaves by VIS-NIR spectroscopy and modeling of NPK interaction effects[J]. Transactions of the ASABE (American Society of Agricultural and Biological Engineers), 2019, 62(6): 1427-1433. DOI: 10.13031/trans.13086.
- [49] QIAO B Y, HE X K, LIU Y J, et al. Maize characteristics estimation and classification by spectral data under two soil phosphorus levels[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 493. DOI: 10.3390/rs14030493.
- [50] 李文涛. 纽荷尔脐橙氮磷钾养分推荐技术初步研究[D]. 重庆: 西南大学, 2018.
- LI W T. Preliminary studies on recommended fertilization for nitrogen, phosphorus, potassium of newhall navel orange[D]. Chongqing: Southwest University, 2018.
- [51] 冯海宽, 杨福芹, 李振海, 等. 最优权重组合模型和高光谱估算苹果叶片全磷含量[J]. 农业工程学报, 2016, 32(7): 173-180. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.07.024.
- FENG H K, YANG F Q, LI Z H, et al. Hyperspectral estimation of leaf total phosphorus content in apple tree based on optimal weights combination model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(7): 173-180.
- [52] 班松涛, 田明璐, 常庆瑞, 等. 基于无人机高光谱影像的水稻叶片磷素含量估算[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 163-171. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2021.08.016.
- BAN S T, TIAN M L, CHANG Q R, et al. Estimation of rice leaf phosphorus content using UAV-based hyperspectral images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 163-171.
- [53] 师祖姣. 旱作冬小麦氮磷配施增产效应与氮磷营养遥感诊断研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2018.
- SHI Z J. Fertilizer effects of nitrogen and phosphorus on yield and diagnosis of plant nitrogen and phosphorus with remote sensing of dryland winter wheat[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2018.
- [54] 李美清, 李晋阳, 毛罕平. 基于光谱特征和生理特征的番茄磷营养诊断方法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(3): 286-291. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.03.040.
- LI M Q, LI J Y, MAO H P. Tomatoes phosphorus nutrition diagnosis based on spectral and physiological characteristics[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3): 286-291.
- [55] 全东平. 基于高光谱的柑橘叶片氮磷钾含量检测模型[D]. 广州: 华南农业大学, 2016.
- QUAN D P. Measurement model of nitrogen, phosphorus and potassium content for citrus leaves based on hyperspectrum[D]. Guangzhou: South China Agricultural University, 2016.
- [56] WANG Y J, JIN G, LI L Q, et al. NIR hyperspectral imaging coupled with chemometrics for nondestructive assessment of phosphorus and potassium contents in tea leaves[J]. Infrared Physics & Technology, 2020, 108: 103365. DOI: 10.1016/j.infrared.2020.103365.
- [57] OSCO L P, RAMOS A P M, FAITA P M M, et al. A machine learning framework to predict nutrient content in Valencia-orange leaf hyperspectral measurements[J]. Remote Sensing, 2020, 12(6): 906. DOI: 10.3390/rs12060906.
- [58] WEKSLER S, ROZENSTEIN O, HAISH N, et al. Detection of potassium deficiency and momentary transpiration rate estimation at early growth stages using proximal hyperspectral imaging and extreme gradient boosting[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2021, 21(3): 958. DOI: 10.3390/s21030958.
- [59] FURLANETTO R H, RAFAEL N M, GUILHERME T C L, et al. Identification and quantification of potassium (K^+) deficiency in maize plants using an unmanned aerial vehicle and visible/near-infrared semi-professional digital camera[J]. International Journal of Remote Sensing, 2021, 42(23): 8783-8804. DOI: 10.1080/01431161.2020.1871091.

- [60] 岳学军, 凌康杰, 王林惠, 等. 基于高光谱和深度迁移学习的柑橘叶片钾含量反演[J]. 农业机械学报, 2019, 50(3): 186–195. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.03.020.
YUE X J, LING K J, WANG L H, et al. Inversion of potassium content for citrus leaves based on hyperspectral and deep transfer learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(3): 186–195.
- [61] 黄双萍, 岳学军, 洪添胜, 等. 不同物候期柑橘叶片钾素水平预测建模[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2013, 34(5): 529–535. DOI: 10.3969/j.issn.1671-7775.2013.05.007.
HUANG S P, YUE X J, HONG T S, et al. Potassium content prediction model of citrus leaves in different phenological period[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2013, 34(5): 529–535.
- [62] LU J S, YANG T C, SU X, et al. Monitoring leaf potassium content using hyperspectral vegetation indices in rice leaves[J]. Precision Agriculture, 2020, 21(2): 324–348. DOI: 10.1007/s11119-019-09670-w.
- [63] 石吉勇, 李文亭, 郭志明, 等. 基于叶面叶绿素分布特征的黄瓜叶片氮钾元素亏缺诊断[J]. 农业机械学报, 2019, 50(8): 264–269. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.08.029.
SHI J Y, LI W T, GUO Z M, et al. Nondestructive diagnostics of nitrogen and potassium deficiencies based on chlorophyll distribution features of cucumber leaves[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 264–269.
- [64] LU J S, EITEL J U H, JENNEWAIN J S, et al. Combining remote sensing and meteorological data for improved rice plant potassium content estimation[J]. Remote Sensing, 2021, 13(17): 3502. DOI: 10.3390/rs13173502.
- [65] H. D. 查普曼. 果树营养诊断标准[M]. 庄伊美, 江由, 译. 上海: 上海科学技术出版社, 1980.
CHAPMAN H D. Diagnostic criteria for plants and soils[M]. ZHUANG Y M, JIANG Y, trans. Shanghai: Shanghai Scientific & Technical Publishers, 1980.
- [66] CLARK D H, MAYLAND H F, LAMB R C. Mineral analysis of forages with near infrared reflectance spectroscopy[J]. Agronomy Journal, 1987, 79(3): 485–490. DOI: 10.2134/agronj1987.00021962007900030016x.
- [67] AMARAL J, LOPES F, DE MAGALHAES A C, et al. Quantifying nutrient content in the leaves of cowpea using remote sensing[J]. Applied Sciences, 2022, 12(1): 458. DOI: 10.3390/app12010458.
- [68] 瞿余红, 王振锡, 丁雅, 等. 基于高光谱的核桃叶片铁元素含量反演模型研究[J]. 新疆农业科学, 2018, 55(7): 1264–1273. DOI: 10.6048/j.issn.1001-4330.2018.07.011.
QU Y H, WANG Z X, DING Y, et al. Research on the inversion model for predicting Fe content in *Juglans regia* L. leaves based on hyperspectral method[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2018, 55(7): 1264–1273.
- [69] THUM A B, ARRUDA D C, DUCATI J R, et al. The influence of mineral content on spectral features of vine leaves[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(23): 9161–9179. DOI: 10.1080/01431161.2020.1798547.
- [70] DE OLIVEIRA L F R, SANTANA R C. Estimation of leaf nutrient concentration from hyperspectral reflectance in *Eucalyptus* using partial least squares regression[J]. Scientia Agricola, 2020, 77(6): 1–10. DOI: 10.1590/1678-992x-2018-0409.
- [71] RAMDAS M G, BAPPA D, DAYESH M, et al. Monitoring the foliar nutrients status of mango using spectroscopy-based spectral indices and PLSR-combined machine learning models[J]. Remote Sensing, 2021, 13(4): 641.
- [72] HARIHARAN J, FULLER J, AMPATZIDIS Y, et al. Finite difference analysis and bivariate correlation of hyperspectral data for detecting laurel wilt disease and nutritional deficiency in avocado[J]. Remote Sensing, 2019, 11(15): 1748. DOI: 10.3390/rs11151748.
- [73] ARIESEN-VERSCHUUR N, VERDOUW C, TEKINERDOGAN B. Digital Twins in greenhouse horticulture; a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 199: 107183. DOI: 10.1016/j.compag.2022.107183.

(责任编辑 田亚玲)