

张 晗,赵小敏,郭 熙,等. 基于冠层高光谱信息的水稻生长监测应用研究进展[J]. 江苏农业科学,2018,46(12):1-9.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2018.12.001

基于冠层高光谱信息的水稻生长监测应用研究进展

张 晗^{1,2}, 赵小敏^{1,2}, 郭 熙^{1,2}, 张佳佳^{1,2}, 叶 春³, 叶英聪^{1,2}, 欧阳真程^{1,2}, 王芳东^{1,2,4}, 李小毛⁵

(1. 江西农业大学江西省鄱阳湖流域农业资源与生态重点实验室/南方粮油作物协同创新中心, 江西南昌 330045;

2. 江西农业大学国土资源与环境学院, 江西南昌 330045; 3. 江西省农业科学院农业工程研究所, 江西南昌 330200;

4. 江西省农业科学院土壤肥料与资源环境研究所, 江西南昌 330200; 5. 江西省上高县农业局土肥站, 江西宜春 336400)

摘要:水稻是我国主要的粮食作物,与传统的诊断方法相比,光谱与成像技术具有快速、准确、无损探测和获取水稻养分生理信息的优势,是水稻生长监测和田间精细化管理以及指导农业生产不可或缺的理论基础和关键技术。介绍高光谱技术常用的数据处理与变换方法、建模与模型验证方法,总结国内外近 40 年来光谱分析技术在叶面积指数、生物量、养分、叶绿素含量、植被指数、病虫害和水分等作物生长信息检测中的应用研究进展,剖析水稻光谱诊断技术亟待解决的问题,为提高水稻精确管理水平和实现精准农业提供技术支撑。最后指出,基于计算机视觉和图像处理技术,利用数码相机 RGB(red, green, blue) 和 HSV(hue, saturation, value) 等 2 种颜色模型以及在多因子交互作用条件下进行水稻参数分析是未来的发展趋势。

关键词:高光谱技术;水稻;生长信息;数码相机;多因子交互作用

中图分类号: S127 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2018)12-0001-08

水稻是我国和世界主要粮食作物之一,也是栽培历史最久远、种植面积最大、分布范围最广、单产最高、营养价值最高的粮食作物。据国家统计局 2015 年底的最新统计结果显示,全国水稻种植面积为 $3.02 \times 10^7 \text{ hm}^2$,总产量为 20 822.52 万 t。因此,水稻产量及品质在国家粮食安全和国计民生中起着至关重要的作用,基于高光谱信息的水稻生长监测已成为农业遥感的重要研究领域。高光谱遥感(hyperspectral remote sensing,简称 HRS)别称成像光谱遥感,始于 20 世纪 80 年代,它是在电磁波谱的可见光(400~760 nm)、近红外(700~800 nm)、中红外(1 300~2 500 nm)和热红外(3 000~14 000 nm)波段范围内,获取许多十分狭窄的、连续的光谱成像技术。近年来,利用光谱成像技术快速、动态、无损的特点对农作物长势和参数进行实时监测已成为当前农业遥感领域的研究热点^[1-2],国内外许多专家学者借助光谱技术在水稻作物信息方面开展了大量研究,并取得了不错进展,但是全面系统地综述近 40 年来高光谱技术在水稻养分生理信息监测中研究进展的报道较少。植株冠层光谱特征可以反映作物长势、叶绿素含量、水分含量、养分含量及组织结构等生理生化信息,这也是基于高光谱遥感原理探究作物信息的重要依据。在农业生产过程中,遥感技术是实施精准农业的一个重要关键技术,如何“精耕细作”,方便快捷、精确可靠地获取水稻生长信息,及时了解苗情、产量及品质状

况等已成为实施精准农业尤为关键的问题。高光谱遥感以其可动态、客观、准确、及时地提供作物生态环境、生长信息和各种光谱特征的特点而得以迅猛发展^[1-2]。本文重点综述高光谱技术在水稻长势监测、光谱参数与信息提取、水分监测、营养诊断和病虫害等中的应用研究进展,探讨目前水稻光谱在研究中存在的问题,总结该领域未来的发展趋势。

1 水稻长势监测

水稻长势诊断主要是监测水稻不同生育期生长速度的快慢,主要评估参数有叶绿素含量、叶面积指数(leaf area index,简称 LAI)和生物量等。长势,即作物生长的状况与趋势。水稻长势监测指对作物苗情、生长状况及其变化情况的宏观监测,其本质是预判作物产量的丰欠趋势,通过实时动态监测逐渐逼近实际作物产量。水稻长势遥感监测是基于植被吸收和反射波谱理论基础之上的。作物在不同时段或不同光照、温度、水分、气体、土壤等外界环境条件下其群体长势也不一样,在光谱曲线上表现为光谱吸收和反射率差异。绿色植物在光谱吸收和反射特性方面的表现为强吸收带主要分布在可见光区域,强反射峰主要分布在近红外区域。吸收和反射特性可以反映出作物的生长信息和健康状况,从而进行水稻长势监测。

1.1 水稻叶面积指数的监测

叶面积指数是指单位土地面积上所有叶片表面积的总和,是表征水稻冠层结构和生理参数的重要指标和关键参数,也是水稻植株个体特征和群体特征的综合性监测指标,在水稻冠层信息快速检测方面具有极其广泛的应用。因受到光合作用、呼吸作用、蒸腾作用以及碳循环、降水截获、地表净初级生产力、几何参数等影响,叶面积指数在反演过程中显得十分复杂^[3]。研究发现,在波长为 671.21 nm 处,光谱反射率与 LAI 的相关系数最大,为 -0.875, LAI 与高光谱特征变量的相关系数达到极显著性检验水平。为定量估测 LAI,可以通

收稿日期:2017-01-12

基金项目:国家自然科学基金(编号:41361049);江西省自然科学基金(编号:20122BAB204012)。

作者简介:张 晗(1992—),男,江西永丰人,硕士研究生,从事土地遥感与信息、土地利用规划和耕地质量监测等研究。E-mail: zhanghan0307@163.com。

通信作者:赵小敏,博士,教授,从事农业遥感与信息技术、土地规划和土地资源利用等研究。E-mail: zhaoxm889@126.com。

过构建新的高光谱植被指数等不同形式的光谱参数与 LAI 进行相关分析来反演 LAI,其中以归一化植被指数(normalized difference vegetation index,简称 NDVI)、比值植被指数(ratio vegetation index,简称 RVI)(850,560)和差值指数(difference index,简称 DI)(854,760)为变量建立的水稻 LAI 监测模型效果最佳^[4-9]。在红光(red,简称 R)和近红外(near-infrared,简称 NIR)2 个较窄波段,水稻的一阶微分光谱、红边参数与 LAI 的相关性极好,在估计 LAI 时,具有很高的预测能力^[10-11]。遥感数据提取 LAI 时,因数据具有大量性和处理复杂性的特点,有学者提出,采用支持向量机、主成分分析法和人工神经网络等统计方法来估算 LAI^[12-16]。也有学者结合美国 ASD 地物光谱仪实地测量水稻的波谱曲线和 SPOT-5、MODIS、Hyperion、Landsat TM、NOAA 等卫星遥感数据,并建立两者模型对叶面积指数进行反演,且取得了较好的效果^[17-20]。通过叶面积指数与冠层反射光谱的显著性相关分析可以判断出,由水稻冠层光谱反射率构建的植被指数结合 LAI 来监测水稻的长势特征在理论和实际运用中是可行的^[10-11]。

1.2 生物量的监测

生物量分为地上鲜生物量和地上干生物量,通常被定义为单位土地面积上所有植物体质量的总和。生物量、水稻产量均与 LAI 密不可分,一般来说,用于监测作物叶面积指数的方法对生物量的光谱监测也具有普适性,主要利用植被指数、高光谱参数与生物量进行相关分析,并选择合适的植被指数、回归类型及相应的经验模型进行作物生物量的估算。田国良等认为,水稻的光谱反射率在某种意义上可反映光合作用情况,而光合作用可形成植物的生物量,水稻在波长为 680、800 nm 时的光谱反射率相关系数较高,能很好地反映作物的生长状况^[21]。田永超等研究发现,1 650、1 100 nm 是水稻生物量的敏感波段,且 1 650、1 100 nm 波段组成的比值指数(R_{1650}/R_{1100})与水稻地上部鲜质量、干质量均呈极显著指数负相关关系,在冠层尺度上可以较好地反演水稻地上生物量^[22]。Takahashi 等通过分析水稻冠层可见光和近红外波段的光谱参数,建立相关统计回归模型,能较为准确地预测水稻干质量^[23]。唐延林等研究表明,水稻的归一化植被指数、比值植被指数与其地上部生物量之间的相关性均符合显著性检验^[8]。王秀珍等认为,存在由蓝边内一阶微分的总和(SD_b)与红边内一阶微分的总和(SD_r)构成的高光谱地上鲜生物量估算的最佳对数拟合模型,在 681.11 nm 处光谱反射率和地上鲜生物量存在最大相关系数(-0.822),且达到了极显著性检验水平^[24]。

1.3 水稻叶绿素含量的监测

叶绿素含量既反映作物的生长状况,又表征作物的生产能力,而叶绿素密度是估计农作物群体生产力的重要指标,叶绿素含量直接影响作物的生长和产量。叶绿素是氮素胁迫、光合作用能力和植被发育阶段的指示器,因此,叶绿素含量与植被的光合能力、营养状况、发育阶段等具有较显著的相关性,为大田尺度的水稻冠层叶绿素含量遥感监测提供理论依据。叶绿素是作物光合作用的主要色素,与水稻的氮含量密切相关。叶绿素在可见光波段最为敏感,具体表现为蓝光和红光为叶绿素吸收的波峰区域,而绿光是叶绿素吸收的低谷区域。李云梅等试验表明,冠层反射率受叶片叶绿素含量影

响而变化的趋势与叶片相同,但受影响的程度随叶面积指数的变化而变化,当叶面积指数逐渐增大时,由叶绿素引起的冠层反射率变化幅度也随之增大,但当叶面积指数达到某个临界值时,这种变化幅度间的差异减小^[25]。植物光谱曲线的导数变换实质上反映了植物的叶绿素含量及其他生物化学成分含量随波形变化而变化的特征。吴长山等分析结果表明,水稻、玉米叶片在 720~770 nm 波段处的导数光谱与叶绿素密度具有较高的相关性,相关系数达 0.89,且相关性受作物种类的影响很小^[26]。孙雪梅等利用 550 nm 附近的绿峰作为光谱反射率,并以此建立叶绿素含量与绿色植被指数、 R_{850}/R_{550} 与全氮含量之间的相关关系,相关系数分别为 0.876 1、0.888 0^[27]。针对叶绿素反演,1993 年国外学者 Kim 等提出叶绿素吸收反射率指数(chlorophyll absorption reflectance index,简称 CARI)^[28],其公式为:

$$CARI = \frac{1670a + R_{670} + b|R_{700}}{R_{670}\sqrt{a^2 + 1}}$$

式中: a 、 b 分别表示叶绿素 a、叶绿素 b 含量, $a = (R_{700} - R_{500})/150$; $b = R_{550} - 550a$

2 水稻高光谱参数与信息提取方法

2.1 高光谱数据的处理与变换

在实际分析和处理高光谱数据的过程中,为削弱大气散射、背景噪声和冗余信息对目标物光谱的影响,提高光谱吸收与反射特征的对比度,通常会对光谱数据进行压缩和各种线性变换,变换方法要有去包络线法、重采样、微分变换、对数变换和对数的导数等,常用的高光谱数据处理软件主要有 ViewSpecPro 6.0、ENVI 5.0、MATLAB 2014a、The Unscrambler 10.3 和 Origin 8.0 等。

2.1.1 反射光谱连续统去除法 连续统去除法(continuum removed)别称去包络线法,在光谱分析时是一种十分常用和非常典型的方法,定义为逐点直线连接随波长变化的吸收或反射凸出的“峰”值点,并使折线在“峰”值点上的外角大于 180° ^[29]。去包络线法可以有效地凸显目标物质光谱曲线的吸收和反射特征,并将其归一到一致的光谱条件与背景上,方便和其他波谱曲线进行特征数值的对照,进而提取出特征波段进行分类识别,去掉包络线后变为光滑的光谱波段深度曲线(图 1)。光谱波段深度曲线的计算公式为:

$$R'(\lambda) = \frac{1 - R(\lambda)}{R_c(\lambda)}$$

式中: $R'(\lambda)$ 、 $R(\lambda)$ 、 $R_c(\lambda)$ 分别表示光谱波段深度、原始光谱曲线、光谱包络线; λ 为波长。

Clark 等在连续统去除的基础上提出波段深度^[29]。由于植物与地表矿物组成成分中含有相同的化合物,因此基于连续统去除的方法也同样适用于植被光谱研究,即可把波段深度应用于反射光谱的归一化处理。波段深度和反射光谱的归一化处理的具体公式为:

$$D_h = 1 - R'; D_n = \frac{D_h}{D_{hc}}$$

式中: R' 为连续统去除反射率; D_h 为波段深度; D_{hc} 是连续统去除光谱中吸收谷最小值。

2.1.2 光谱反射率数据变换法 光谱微分技术(导数算法)

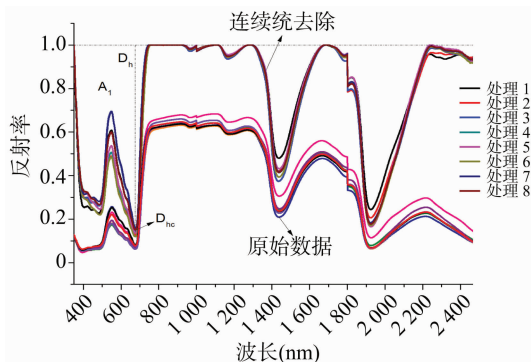


图1 江西省上高县水稻原始和连续统去除光谱曲线

是反射率数据变换法中最常用的光谱增强方法,该方法对光谱信噪比非常敏感,能够分解重叠的吸收波段、提取目标参数。研究表明,光谱的低阶微分处理对噪声影响敏感性较低,去除不同的背景和噪声,对某些重叠混合光谱进行分解,以便于识别^[2,8]。光谱微分技术能有效地消除基线漂移或降低背景干扰因素的影响,并且可以增强可见光区域的光谱差异,变非线性关系为线性关系,导数光谱一般用差分方法来近似计算,以凸显光谱特征信息差异引起的变化,更易找出曲线拐点位置。常用的光谱导数算法有一阶导数(first derivation)、二阶导数(second derivation)和对数导数(logarithmic derivation)等18种数学变换方法。水稻高光谱的微分光谱采用下式进行计算:

$$R'(\lambda_i) = \frac{dR(\lambda_i)}{d\lambda} = \frac{R(\lambda_{i+1}) - R(\lambda_{i-1})}{2\Delta\lambda};$$

$$R''(\lambda_i) = \frac{d^2R(\lambda_i)}{d\lambda^2} = \frac{R'(\lambda_{i+1}) - R'(\lambda_{i-1})}{2\Delta\lambda} = \frac{R'(\lambda_{i+2}) - 2R'(\lambda_i) + R'(\lambda_{i-2}))}{4(\Delta\lambda)^2};$$

$$[\lg R(\lambda_i)]' = \frac{d\lg R(\lambda_i)}{d\lambda} = \frac{1}{R(\lambda_i) \lg 10} \times \frac{dR(\lambda_i)}{d\lambda}.$$

式中: λ_i 为波段*i*的波长; $R(\lambda_i)$ 是波段 λ_i 的反射率; $\Delta\lambda$ 是波长 λ_{i-1} 与 λ_i 的差值。

2.2 光谱建模方法与模型验证

水稻光谱特征参数的预测多采用逐步多元线性回归(stepwise multiple linear regression, 简称 SMLR)、主成分分析(principal component analysis, 简称 PCA)、支持向量机(support vector machine, 简称 SVM)、BP 神经网络(back propagation neural network, 简称 BPNN)、偏最小二乘回归(partial least squares regression, 简称 PLSR)和径向基函数神经网络(radial basis function neural network, 简称 RBFNN)模型等方法,可以运用上述预测模型对不同年份、不同品种、不同养分水平的水稻田间试验进行指导,分析水稻叶片光谱曲线与叶面积指数、含氮量、叶绿素含量和红边参数等的相关性,以此建立定量估测模型。SMLR 虽然方法简单,物理意义明确,但该方法因受到使用变量数的限制,使得许多光谱信息在建模分析的过程中容易丢失。PCA 方法能够解决变量数的使用限制问题、减少网络的输入维数和消除原始样本分量间的相关性等,但是该方法不能保证在建模时参与回归的主成分与被测组分或性质一定相关。支持向量机能解决小样本、非线性以及神经网络中局部极小值的问题,可以无需费力的交差验证即可进行参数自动调整,产生较高的分类精度,具有全局最优、泛化能力强、学习时间短和样本需求少等优点。但 SVM 的最大问题在于核函数的选择尚没有一个固定的方法,

主要依靠先验知识^[30-31]。偏最小二乘回归可很好地解决各变量内部高度线性相关、样本个数少于变量个数等问题,尤其针对多维变量或非线性程度较高的问题,优势更加明显,具有较高的精度和较强的鲁棒性等优势。BP 神经网络学习过程的收敛具有过分依赖初值和局部收敛的缺陷,在处理复杂问题时,径向基函数神经网络模型可以很好地克服 BP 神经网络的缺陷,具有算法简单、运算速度较快、学习时间短、非线性映射能力较强和预测精度较高的性能^[32]。在现实中,单一模型存在诸多局限性,干扰预测结果,往往需要组合模型提高预测精度,其中较理想的是偏最小二乘回归和径向基函数神经网络组合模型。

RBFNN 通常具有 3 层网络结构,即输入层、隐层、输出层,是通过隐层节点基函数执行的一种非线性变化函数,且用径向基函数神经网络可以以任意精度全局逼近非线性函数,径向基神经网络函数输出模型为

$$F(x) = \sum_{i=1}^n \omega_i \varphi_i(x) = \sum_{i=1}^n \omega_i \exp \left[\frac{-\|x - C_i\|}{2\sigma^2} \right].$$

式中: n 为隐含层神经元的个数; x 为输入向量; ω_i 是第*i*个隐含层神经元与输出层神经元的联结权值; φ_i 为隐含层第*i*个单元的输出; C_i 为隐层第*i*个单元高斯函数的中心值; σ 为高斯函数的方差。

在建模以及验证过程中须要对模型参数进行评估优化,通常选取确定系数(R^2)、均方根误差(root mean square error, 简称 RMSE)和相对分析误差(ratio of performance to standard deviation, 简称 RPD)来度量和评价反演模型的预测精度,以选取最优的建模参数。当 $RPD < 1.4$, 则表明模型不能对样本进行预测; $1.4 \leq RPD \leq 2.0$, 表明模型可对样本作粗略估测;而 $RPD > 2.0$, 表明模型具有相当好的预测能力。

2.3 光谱特征位置变量分析与“三边参数”

水稻光谱的“三边”是指它的蓝边、黄边和红边,三边参数与植被的色素含量、营养成分(氮、磷、钾等含量)有关,其中应用最广泛的为“红边”效应,红边是健康绿色植物所特有的光谱特征,也是区别于岩矿、土壤、水体等地物的主要光谱特征。计算水稻冠层光谱的一阶导数,并在此基础上提取水稻冠层光谱的红边参数(红边位置、红边面积和红边幅值)。红边位置的定义为红光波段(680~760 nm)区域内光谱反射率的一阶微分最大值所对应的光谱反射率位置。红边面积是 680~760 nm 光谱反射率一阶微分光谱曲线与横坐标包围的面积。红边幅值指红光范围内一阶微分光谱的最大值。经过试验发现,当绿色植物叶绿素含量增加、生长旺盛时,红边参数出现红移;当植物由于遭遇病虫害或因污染或物候变化而失绿时,红边参数出现蓝移,植物红边参数的计算公式分别为:

$$D_r = \max [D(\lambda)_{\lambda=680 \sim 760 \text{ nm}}];$$

$$SD_r = \int_{680}^{760} D(\lambda) d\lambda.$$

其中, λ 为波长,nm。

黄边和蓝边也是绿色植物的特征之一,黄边的覆盖范围为 560~640 nm,是绿光到红光的过渡区,蓝边的覆盖范围为 490~530 nm,是蓝光到绿光的过渡区,黄边和蓝边的参数意义与红边类似。水稻冠层光谱的红边具有双峰现象,但针对黄边和蓝边的双峰未见报道。

2.4 高光谱植被指数

植被各种参数的反演是植被遥感的主要内容之一,植被指数作为地表植被覆盖和农作物群体长势的表征参量,在农作物长势遥感监测以及养分含量监测、病虫害诊断、产量品质估算等方面发挥着重要作用。通过高光谱遥感技术可以提取植物生物物理、生物化学等植被指数参数的定量信息^[33]。利用高光谱遥感通道的反射值得到光谱指数是监测作物长势水平最有效的方法,植被指数作为长势参量在作物定量遥感监

测领域中的应用十分普遍,但植被指数的监测会受到相应的应用背景和适用条件的制约,农作物的生长发育状况和变化趋势能够以植被指数数值的形式反映出来^[34]。常用的植被指数包括归一化植被指数、比值植被指数、差值植被指数和土壤调节植被指数等,本文充分利用和筛选国内外研究成果,从 40 多种植被指数中归纳梳理了 20 多种与作物生理参数相关性较好且应用比较广泛的光谱指数,具体见表 1。

表 1 作物高光谱植被指数表达式及参考文献

植被指数类型	光谱指数	英文缩写	定义	参考文献
简单线性组合型	归一化植被指数	<i>NDVI</i>	$\frac{R_{NIR} - R_{RED}}{R_{NIR} + R_{RED}}$	[35]
	比值植被指数	<i>RVI</i>	$\frac{R_{NIR}}{R_{RED}}$	[36]
	差值植被指数	<i>DVI</i>	$R_{NIR} - R_{RED}$	[37]
	绿色比值植被指数	<i>GRVI</i>	$\frac{R_{NIR}}{R}$	[38]
	转换植被指数	<i>TVI</i>	$\frac{\sqrt{R_{NIR} - R_{RED}}}{\sqrt{R_{NIR} + R_{RED}}} + 0.5$	[39]
	加权差值植被指数	<i>WDVI</i>	$R_{NIR} - M \times R_{RED}$	[40]
	宽动态植被指数	<i>WDRVI</i>	$\frac{a \times R_{NIR} - R_{RED}}{a \times R_{NIR} + R_{RED}}$	[41]
	归一化色素比值指数	<i>NPCI</i>	$\frac{R_{430} - R_{680}}{R_{480} + R_{680}}$	[42]
	重归一化植被指数	<i>RDVI</i>	$\sqrt{NDVI \times DVI}$	[43]
	结构独立色素指数	<i>SIPI</i>	$\frac{R_{800} - R_{445}}{R_{800} + R_{680}}$	[44]
	光化学反射指数	<i>PRI</i>	$\frac{R_{570} - R_{531}}{R_{570} + R_{531}}$	[45]
	绿色归一化植被指数	<i>GNDVI</i>	$\frac{R_{750} - R_{550}}{R_{750} + R_{550}}$	[46]
土壤调节型	垂直植被指数	<i>PVI</i>	$\frac{(R_{NIR} - aR_{RED} - b)}{\sqrt{1 + a^2}}$	[47]
	土壤调节植被指数	<i>SAVI</i>	$\frac{R_{NIR} - R_{RED}}{R_{NIR} + R_{RED} + L}(1 + L)$	[48]
	转化型土壤调节指数	<i>TSAVI</i>	$\frac{a(R_{NIR} - aR_{RED} - b)}{R_{RED} + aR_{NIR} - ab}$	[49]
	修正土壤调节植被指数	<i>MSAVI</i>	$\frac{2R_{NIR} + 1 - \sqrt{(2R_{NIR} + 1)^2 - 8(R_{NIR} - R_{RED})}}{2}$	[50]
	优化土壤调节植被指数	<i>OSAVI</i>	$1.16 \times (R_{800} - R_{670}) \times (R_{800} + R_{670} + 0.16)$	[51]
大气调节型	抗大气植被指数	<i>ARVI</i>	$\frac{R_{NIR} - [R_{RED} - \gamma(R_{BLUE} - R_{RED})]}{R_{NIR} + [R_{RED} - \gamma(R_{BLUE} - R_{RED})]}$	[52]
	土壤调节和抗大气植被指数	<i>SARVI</i>	$\frac{R_{NIR} - [R_{RED} - \gamma(R_{BLUE} - R_{RED})]}{R_{NIR} + [R_{RED} - \gamma(R_{BLUE} - R_{RED})] + L}(1 + L)$	
	新抗大气影响植被指数	<i>IAVI</i>	$\frac{R_{NIR} - [R_{RED} - \gamma \uparrow (R_{BLUE} - R_{RED})]}{R_{NIR} + [R_{RED} - \gamma \uparrow (R_{BLUE} - R_{RED})]}$	[53]
	增强植被指数	<i>EVI</i>	$\frac{2.5 \times (R_{NIR} - R_{680})}{1 + R_{NIR} + 6R_{680} - 7.5R_{460}}$	[54]

注: R_{NIR} 为近红外波段的反射率; R_{RED} 为红光的反射率; R_{BLUE} 为蓝光的反射率; a 、 b 为 0.1~0.2 范围内与土壤有关的权重常数; M 是土壤基线的斜率; L 是植被冠层调节因子; γ 是大气辐射订正系数; $\gamma \uparrow$ 的变化范围为 0.65~1.21。

3 水分监测

水分是水稻的主要组成成分,水分亏缺是影响水稻生长、产量品质的主要因素之一,因此,及时准确监测或诊断出作物水分状况,对提高作物水分管理水平和指导节水农业生产具

有重要意义。针对在近红外遥感影像上水分对近红外波段强烈吸收的性质,采用红外通道对水稻水分状况进行探测为农业遥感提供了技术基础,国内外许多学者探讨了反射光谱反演水稻水分含量的可行性。Inoue 等研究发现,采用 950~970 nm 处的波段反射率来预估叶片的相对含水量可以达到

很好的效果^[55]。Shibayama 等研究表明,在 1 190 ~ 1 320 nm 和 1 600 nm 处光谱反射率的一阶微分可以很好地预测双季稻冠层的水分盈亏状况^[56]。Penuelas 等用水分指数 $WI = R_{970}/R_{900}$ 和 700 ~ 800 nm 波段区域的一阶导数最小值形象地指示水分丰缺状况的变化^[57]。Penuelas 等随后的研究还表明, WI ($WI = R_{900}/R_{970}$) 与 $NDVI$ [$NDVI = (R_{900} - R_{680}) / (R_{900} + R_{680})$] 的比值不仅可以用来预测叶片的水分含量,还可以用来预估作物冠层的含水量,且与冠层含水量相比,叶片含水量预测精度得到了显著提高^[44]。Song 等通过采用 PCA 和频率相关方法提取作物反射率的波长发现,4 个单一波长组合 (553、675、705、776 nm) 以及 3 个单一波长组合 (1 158、1 378、1 965 nm) 结合线性判别分析的方法区分氮和水分的最好^[58]。孙俊等分别用 BP 神经网络、遗传 BP 神经网络、多元线性回归对大棚中的水稻叶片含水率建立模型,发现 GA-BP-ANN 的建模效果最高,平均误差率为 3.9%,最大误差率为 6.1%,可提高水稻叶片含水率的预测精度^[59]。鞠兴荣等采用近红外光谱技术结合化学计量学方法可以快速测定稻谷含水量,建立稻谷含水量测定偏最小二乘法的快速最优分析模型,决定系数高达 0.968 9,交互验证标准差为 0.343 4^[60]。水分变化引起的叶龄、物种、细胞、组织结构和植株冠层形态变化均会对植株光谱反射率产生很大影响,但目前关于水稻在水分胁迫状况下,上述因素对反射波谱影响的研究较少,还有待于进一步挖掘和深入探讨。

4 水稻营养诊断

4.1 水稻氮营养诊断与研究

氮素是对作物生长、产量和品质影响最为显著的营养元素,植物缺氮通常表现为叶片失绿黄化、植株矮小、籽粒不饱满等。植物叶绿素含量与氮状况密切相关,作物氮素的丰缺能显著影响其冠层或叶片的原始光谱反射率,因而原始光谱反射率也常被用于监测植被的氮含量。20 世纪 70 年代以来,大批国内外学者都在积极寻找氮素的敏感波段及其反射率在不同氮素水平下的表现,其中借助高光谱手段的水稻氮营养诊断已成为基础性研究。研究表明,利用植物冠层、叶片或其他部位的可见光和近红外区域的反射光谱可以较为准确地估测植物氮素营养水平,并进一步提出水稻叶片氮素的敏感波段在 530 ~ 560、630 ~ 660、760 ~ 900 nm 范围内^[8,61-62]。田永超指出,由原始光谱组合而成的比值、归一化和差值植被指数与水稻叶层氮浓度相关性较好的波段集中在可见光和近红外波段,基本位于 1 000 nm 以内^[63]。秦占飞发现,水稻叶片全氮含量随生育期的推进逐渐降低,水稻冠层光谱反射率在可见光波段与全氮水平呈负相关关系,在近红外波段与全氮含量呈正相关关系^[64]。综合对比光谱指数模型和 PLSR 等 2 个模型,发现比值光谱指数 ($D_{738\text{ nm}}, D_{522\text{ nm}}$) 光谱指数具有简单易用、模型精确度高等特性。Nguyen 等分别利用偏最小二乘法和多元回归模型来预测水稻氮素状况^[65-66]。冯伟等研究发现,水稻叶片中的红边内一阶微分总和与蓝边内一阶微分总和比值能很好地区分氮素营养水平,提高总氮的利率^[67]。薛利红等指出,群体叶片氮积累量与反射光谱在 560 nm 时呈明显的指数关系,且 $R^2 = 0.75$,在一定程度上可以消除生物量和叶面积等对冠层反射光谱的影响^[68]。邵华

等应采用 738 nm 处的光谱反射率与叶片氮素含量建模,与采用 NDVI 和 RVI 所构建的模型相比,以一阶微分反射率得到的模型最佳,最适合水稻氮素营养诊断^[69]。田永超等基于绿光、红边与近红外波段的比值组合确立了叶层全氮含量估测的波段适宜宽度^[70]。Xue 等发现, R_{810}/R_{560} 与叶片氮累积量呈线性关系,可消除氮肥水平和水稻生长发育对叶片氮素诊断的影响^[71]。尽管水稻氮素诊断技术趋于成熟,且建立了完备的模型与体系,但是受土壤条件和施肥差异的影响,在南方双季稻区的普适性有待提高,许多制约因素有待进一步修正。

4.2 水稻磷营养诊断与研究

磷是植物生长发育不可缺少的营养元素之一,磷素营养的丰缺对作物的生长发育至关重要。水稻磷素是植物体内许多有机化合物的重要组分,同时又以多种方式参与植物体内的各种新陈代谢过程,对保持作物高产及品种的优良性具有显著意义^[72]。施磷肥可以调控水稻生长,显著提高水稻总干物质质量,进而显著提高水稻产量。当前受光谱分析技术的限制,有关水稻磷素营养与光谱特性之间关系的研究深度有待进一步拓展。一直以来,化学分析法是测试水稻营养元素的主要方法,利用植物磷、钾状况与光谱特性的关系研究高光谱技术诊断水稻磷、钾营养状况少有报道。林芬芳等利用互信息-人工神经网络模型和高光谱遥感技术诊断水稻磷素营养状况并分析得到,水稻拔节期磷素的敏感波段分别为 536、630、1 040、551、656 nm,其相对应的互信息值分别为 1.057 5、1.103 9、1.135 3、1.141 7 和 1.149 4,把敏感波段作为自变量,构建多元线性回归模型和 BP 神经网络模型,并对 2 种模型的精度进行检验,得到的叶片磷含量预测值与实测值之间的相关系数为 0.989 2,说明基于互信息-人工神经网络模型估算水稻叶片磷含量具有可行性^[73]。李颖等发现,基于氮磷互作环境下建立的高光谱参数 RVI (FD_{719}, FD_{740})、 $NDVI$ (FD_{419}, FD_{552})、 DVI (FD_{707}, FD_{713}) 估测值和实测值的检验精度分别为 0.83、0.61、0.71,均优于现有的最佳高光谱参数^[61]。李颖等借助概率神经网络模型,在氮磷交互作用的影响下,实现了水稻植株的氮、磷缺素诊断,并能快捷地区分开缺氮、缺磷处理,对我国的测土配方施肥具有深远的指导意义^[62]。

4.3 水稻钾营养诊断与研究

钾有品质元素和抗逆元素之称,是植物生长发育不可或缺的营养元素,在植物体内的含量仅次于氮,也是肥料三要素之一。钾具有提高农作物产量、改进产品品质和适应外界不良环境的能力。目前国内外对于钾素的研究相对较少,利用可见光光谱分析来估测钾含量有一定的困难,但由于钾的丰缺与植物的叶片结构和水分状况密切相关,因此,钾的丰缺必然会影响到近红外、中红外的光谱信息。王珂等把波长 580 ~ 710、750 ~ 950 nm 作为水稻冠层钾素营养的敏感波段,认为在可见光范围内,缺钾状态下的水稻叶片光谱响应特征与缺氮时相比,总体上趋于一致,但在近红外区域 (700 ~ 800 nm) 却存在显著差异,缺钾时水稻冠层叶片的近红外反射率略高于正常状态下的叶片,而缺氮时则相反,这就为水稻叶片光谱的钾素和氮素诊断提供了新的思路^[74]。吉川年彦等应用近红外分光法测定水稻倒一叶在 1 050、1 122、914、746、754 nm 等 5 个波长处的全钾测定值和化学值,结果发现,两者之间的相关系数达 0.759,并根据测定结果建立了全钾多元回归方程^[75]。刘岱松

等基于偏最小二乘法 (PLS) 采用近红外光谱法测定烤烟的钾含量, 依据采集样品的自身参数拟合定标模型的预测结果, 预测模型的 R^2 为 0.909, 预测标准差为 0.119%, 能够对烤烟钾含量进行快速诊断^[76]。乔欣等采用连续统去除法提取光谱波长为 660、1450 nm 2 处的敏感吸收深度, 分析吸收深度和大豆钾素水平的相关关系, 构建大豆钾素营养的多元非线性回归模型, 平均误差为 24.37%; 还发现, 反高斯红边模型拟合的红边光谱曲线与大田实测光谱曲线具有较高的相关性 ($R=0.8865$), 证明此方法具有可行性和可靠性^[77]。

5 水稻病虫害的胁迫

我国水稻病虫害种类繁多, 达 70 余种, 而目前作物病虫害的监测预报主要依靠专家经验、田间识别、取样和生理生化测定等方法, 不能及时、科学、准确地预测和发现病虫害, 操作费时费力, 且人为因素影响较大, 给水稻病虫害种类的辨别和实施相应的防治措施带来了很大的困难^[78]。与正常水稻植株相比, 当水稻受到病虫害胁迫时, 水稻内部的生理指标以及外部形态均会发生变化, 其变化特征在光谱图像上以光谱响应、纹理和颜色等特征呈现, 使与之相对应的光谱吸收率和反射率也发生一定的变化, 因此, 光谱技术可以通过分析某一个或多个波段的光谱组合特征对作物病虫害的侵染程度作出诊断。王晓丽研究发现, 水稻胡麻斑病和纹枯病的光谱数据一阶导数随着病虫害等级的增加发生规律性变化, 选取与侵染度相关性最好的 660、990、1933 nm 进行波段组合, 分别用于建立胡麻斑病、纹枯病的严重度模型, 相关系数均达到 0.89 以上^[79]。Kobayashi 等测定了水稻在幼穗期感染稻瘟病时的多光谱反射率, 并分析得出, 可见光区域 (485 ~ 675 nm) 为稻瘟病的最敏感波段; 在黄熟期的 R_{470}/R_{570} 、 R_{520}/R_{675} 和 R_{570}/R_{675} 波段, 水稻患病率明显下降, 因此, 这 3 个波段组合的反射比率可用来衡量和估算穗瘟病病的严重程度^[80]。李波等研究表明, 采用概率神经网络 (probabilistic neural network, 简称 PNN) 和 PCA 相结合的技术, 识别水稻干尖线虫病和稻纵卷叶螟的精度高达 95.65%, 可以实现多种水稻病虫害的快速、精确诊断与防治^[81]。Liu 等研究表明, 应用学习向量量化神经网络和 PCA 可以鉴别水稻穗真菌感染的严重程度, 一阶导数光谱和二阶导数光谱的区分精度较高, 其中红边内一阶微分的总和最好, 能做到完全区分^[82]。黄建荣等认为, 水稻受稻纵卷叶螟危害后, 在叶片光谱反射率上有明显的差异, 根据光谱特征来监测稻叶的受害程度及卷叶率大小, 以此获取诊断水稻受害程度的模型, 为水稻卷叶螟的高光谱遥感监测提供技术支持; 当前, 国内外针对水稻光谱反演的研究主要集中在无病虫害胁迫的基础上, 而对病虫害侵染度的分析相对较少, 主要原因是受水稻生长期的限制^[83-87]。因此, 尽早提取识别水稻病害的特征参数, 提高病虫害诊断效率, 缩短诊断时间, 尽可能减少水稻病虫害造成减产带来的损失, 提高水稻的产量和品质, 快速、无损、精确地诊断病虫害种类, 可以为及时采取防治措施和适量喷洒农药化肥提供合理依据。

6 研究尚须解决的问题与研究方向

6.1 尚须解决的问题

快速、准确、无损的高光谱检测技术是探测和获取水稻营

养状态、生长状况的有效手段, 在水稻长势监测、营养诊断、病虫害侵扰诊断以及水分、杂草胁迫诊断等方面已经发挥了重要作用。尽管高光谱技术已经成为精准农业信息获取中的关键技术, 但从目前国内外的研究进展情况来看, 高光谱技术在水稻中的应用尚须解决以下问题。

6.1.1 高光谱遥感农学参数与反演模型精度的鲁棒性、动态性和普适性有待提高 根据高光谱参数构建的农学参数估算模型繁多, 但耦合精度普遍不高, 主要是因为水稻冠层光谱反射率会受到水稻生理因素 (品种、生育期、细胞结构等)、环境因素 (水分、土壤、光照条件、风速和气压)、营养状况 (氮、磷、钾等施肥量)、冠层几何结构 (叶倾角、叶片密度和叶面积等)、病虫害 (稻瘟病、卷叶螟等) 等的影响, 所建立的水稻光谱反射特征模型不能用于建模以外的时空条件, 使得其反射率与水稻生理生化参数的相关性较低, 极大地限制了高光谱技术对作物进行诊断的鲁棒性。另外, 国内外已有较多利用冠层反射光谱进行群体叶片生理养分信息监测的研究, 然而, 由于作物冠层光谱反射率常受到生理、环境、营养状况等因素的影响, 不同处理间冠层反射光谱的差异特征可能会被某些因素增强或削弱, 因此冠层结构和背景的变化也会混淆目标物生化含量的变化, 从而显著影响冠层叶片生化指标的反演结果, 从叶片水平上的诊断上升到冠层结构的诊断也存在众多困难, 使基于高光谱的生物量、氮素和水分等反演面临新的挑战。与多波段遥感相比, 高光谱遥感对作物生理生化参数的变化更为敏感, 反映更加精细, 为更精确估算植被生理生化参数提供了可能。因此, 如何提高预测模型精度, 对样本参数进行大量修正, 降低高光谱数据冗余, 提高检测分析速度, 选择更佳的特征波段和模型等, 是今后一段时间的主要研究方向。

6.1.2 多因子交互作用条件下光谱敏感特征的稳定性考虑相对欠缺 虽然在水稻光谱诊断方面已开展了大量的研究, 但目前的光谱诊断研究大多基于氮素等单一因子水平对光谱特性的影响, 而对磷素和钾素的研究相对较少, 得出的结果缺乏广适性, 且在作物水氮互作、氮磷钾互作遥感预测方面的研究相对薄弱。因各时空条件下这些影响因子不同且相互交叉, 为此, 开展多因子交互作用控制环境下不同水分、碳氮和氮磷钾等水平对植物光学特性影响的研究, 综合考虑多因素之间的互作及其对目标物光谱的综合影响, 把其中一个影响因子效应参数化或量化, 将是今后光谱诊断研究的重点方向。

6.2 研究方向

作物冠层光谱信息的获取及处理是现代农业实际应用中的重要部分, 也是实施精准农业必不可少的内容, 它可为精准农业的农作物长势、施肥量、病虫害监测和作物单产估算提供科学依据, 实现对田间定位、定量的精准管理, 提高作物生产精确管理水平和综合效益。随着光谱分析方法的改进和监测模型的完善, 通过将光谱仪等多种传感器集成到智能农业机械上, 可以快速、准确地获取作物冠层光谱信息, 从而完成水稻精准化施肥、水分管理以及对低温冻害、病虫害蔓延、杂草和病虫害监测等一系列程序化工作。未来在大田尺度的遥感监测和诊断可引入主动光学、热红外和荧光等遥感技术的探测方式, 减小对时相、天气条件的依赖。同时结合地理信息系统 (geographic information system, 简称 GIS) 和遥感 (remote sensing, 简称 RS) 的高光谱成像遥感技术, 进行多平台 (无人

机、航天等)、多时相和大尺度的农作物遥感监测也是国际上农业信息化的重要研究议题。

随着图像传感器和计算机视觉技术的进步,数码相机的价格在迅速下降,计算机图像处理与存储技术也越来越简单、方便,在大田自然光条件下拍摄水稻不同生育期的冠层图像,利用 RGB 和 HSV 等 2 种颜色模型,同步测试水分、生物量、叶面积和氮素等营养指标,提取水稻冠层图像的特征参数、产量和氮素等,应用数码相机及结合相应的图像校正技术进行水稻的营养、病虫害和水分诊断具有非常广阔的应用前景,既可以保证产量,又可以降低农药化肥施用过量导致的环境污染。

参考文献:

- [1] 何勇,彭继宇,刘飞,等. 基于光谱和成像技术的作物养分生理信息快速检测研究进展[J]. 农业工程学报,2015,31(3): 174-189.
- [2] 蒋焕煜,应义斌,谢丽娟. 光谱分析技术在作物生长信息检测中的应用研究进展[J]. 光谱学与光谱分析,2008,28(6): 1300-1304.
- [3] Jacquemoud S. Inversion of the PROSPECT + SAIL canopy reflectance model from AVIRIS equivalent spectra: theoretical study[J]. Remote Sensing of Environment,1993,44(2/3): 281-292.
- [4] 田永超,杨杰,姚霞,等. 高光谱植被指数与水稻叶面积指数的定量关系[J]. 应用生态学报,2009,20(7): 1685-1690.
- [5] 刘伟东,项月琴,郑兰芬,等. 高光谱数据与水稻叶面积指数及叶绿素密度的相关分析[J]. 遥感学报,2000,21(4): 279-283.
- [6] 孙小芳. 高光谱植被指数与水稻叶片叶绿素相关分析[J]. 闽江学院学报,2013,34(2): 124-127.
- [7] 薛利红,曹卫星,罗卫红,等. 光谱植被指数与水稻叶面积指数相关性的研究[J]. 植物生态学报,2004,28(1): 47-52.
- [8] 唐延林,王秀珍,黄敬峰,等. 水稻微分光谱和植被指数的作用探讨[J]. 农业工程学报,2003,19(1): 145-150.
- [9] 王福民,黄敬峰,唐延林,等. 新型植被指数及其在水稻叶面积指数估算上的应用[J]. 中国水稻科学,2007,21(2): 159-166.
- [10] 唐延林,王人潮,王秀珍. 对水稻微分光谱和植被指数的探讨[J]. 上海交通大学学报(农业科学版),2003,21(3): 199-204.
- [11] Patel N K, Patnaik C, Dutta S, et al. Study of crop growth parameters using airborne imaging spectrometer data[J]. International Journal of Remote Sensing,2001,22(12): 2401-2411.
- [12] 杨燕,田庆久. 高光谱反演水稻叶面积指数的主成分分析法[J]. 国土资源遥感,2007(3): 47-50,61.
- [13] 马苗驰,阎广建,丁文,等. 基于人工神经网络方法的冬小麦叶面积指数反演[J]. 农业工程学报,2009,25(12): 187-192.
- [14] 陈健,倪绍祥,李云梅. 基于神经网络方法的芦苇叶面积指数遥感反演[J]. 国土资源遥感,2008(2): 62-67.
- [15] 杨晓华,黄敬峰,王秀珍,等. 基于支持向量机的水稻叶面积指数高光谱估算模型研究[J]. 光谱学与光谱分析,2008,28(8): 1837-1841.
- [16] 翟羽娟,张艳红,刘兆礼,等. 基于主成分分析的植被指数与叶面积指数相关性研究[J]. 测绘与空间地理信息,2015,38(9): 20-23.
- [17] Price J C. Estimating leaf area index from satellite data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1993, 31(3): 727-734.
- [18] Gao F, Anderson M C, Kustas W P, et al. Simple method for retrieving leaf area index from Landsat using MODIS leaf area index products as reference[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2012,6(1): 063554.
- [19] 程乾. 基于 MOD09 产品的水稻叶面积指数和叶绿素含量的遥感估算模型[J]. 应用生态学报,2006,17(8): 1453-1458.
- [20] 李章成,李源洪,魏来,等. 基于 SPOT5 影像分析植被指数与水稻叶面积指数和产量的相关性[J]. 江苏农业科学,2014,42(1): 284-286.
- [21] 田国良,郭世忠. 水稻的光谱反射特性[J]. 自然资源,1982(2): 73-82.
- [22] 田永超,朱艳,曹卫星. 水稻不同叶位层物理结构与冠层反射光谱的定量研究[J]. 中国水稻科学,2005,19(2): 137-141.
- [23] Takahashi W, Cong V N, Kawaguchi S, et al. Statistical models for prediction of dry weight and nitrogen accumulation based on visible and near-infrared hyperspectral reflectance of rice canopies[J]. Plant Production Science,2000,3(4): 377-386.
- [24] 王秀珍,黄敬峰,李云梅,等. 水稻地上鲜生物量的高光谱遥感估算模型研究[J]. 作物学报,2003,29(6): 815-821.
- [25] 李云梅,倪绍祥,黄敬峰. 高光谱数据探讨水稻叶片叶绿素含量对叶片及冠层光谱反射特性的影响[J]. 遥感技术与应用,2003(1): 1-5.
- [26] 吴长山,项月琴,郑兰芬,等. 利用高光谱数据对作物群体叶绿素密度估算的研究[J]. 遥感学报,2000,4(3): 228-232.
- [27] 孙雪梅,周启发,何秋霞. 利用高光谱参数预测水稻叶片叶绿素和籽粒蛋白质含量[J]. 作物学报,2005,31(7): 844-850.
- [28] Kim M S, Chappelle E W, Corp L, et al. The contribution of chlorophyll fluorescence to the reflectance spectra of green vegetation[C]// Geoscience and Remote Sensing Symposium. Japan: Tokyo, 1993: 1321-1324.
- [29] Clark R N, Roush T L. Reflectance spectroscopy - quantitative analysis techniques for remote sensing applications[J]. Journal of Geophysical Research Atmospheres,1984,89(NB7): 6329-6340.
- [30] 杨晓华,吴耀平,黄敬峰,等. 基于支持向量机的水稻生物物理参数遥感估算[J]. 中国科学(C 辑: 生命科学),2009,39(11): 1080-1091.
- [31] 刘解放,侯振雨,吴亮. 支持向量机在模式识别和回归模型中的应用[J]. 河南科技学院学报(自然科学版),2007,35(4): 89-92.
- [32] 王炜,吴耿锋,张博锋,等. 径向基函数(RBF)神经网络及其应用[J]. 地震,2005,25(2): 19-25.
- [33] 方红亮,田庆久. 高光谱遥感在植被监测中的研究综述[J]. 遥感技术与应用,1998(1): 65-72.
- [34] 董莹莹. 农作物群体长势遥感监测及长势参量空间尺度问题研究[D]. 杭州: 浙江大学,2013.
- [35] Rouse J W, Hass R H, Deering D W, et al. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation[C]//Third ERTS Symposium. Washington: NASA, 1973.
- [36] Pearson R L, Miller L D. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie[J]. Remote Sensing of Environment,1972,45(2): 7-12.
- [37] 方孝荣,高俊峰,谢传奇,等. 农作物冠层光谱信息检测技术及方法综述[J]. 光谱学与光谱分析,2015,35(7): 1949-1955.
- [38] Shibayama M, Akiyama T. Seasonal visible, near-infrared and mid-infrared spectra of rice canopies in relation to LAI and

- above-ground dry phytomass[J]. Remote Sensing of Environment, 1989, 27(2): 119-127.
- [39] Deering D W, Eck T F. Plant canopy radiance[J]. International Journal of Remote Sensing, 1987, 8(6): 797-798.
- [40] Richardson A J, Wiegand C L. Distinguishing vegetation from soil background information[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1978, 43(12): 1541-1552.
- [41] Gitelson A A. Wide dynamic range vegetation index for remote quantification of biophysical characteristics of vegetation[J]. Journal of Plant Physiology, 2004, 161(2): 165-173.
- [42] Riedell W E, Blackmer T M. Leaf reflectance spectra of cereal aphid-damaged wheat[J]. Crop Science, 1999, 39(6): 1835-1840.
- [43] Gilabert M A, González-Piqueras J, García-Haro F J, et al. A generalized soil-adjusted vegetation index[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 82(2): 303-310.
- [44] Penuelas J, Inoue Y. Reflectance indices indicative of changes in water and pigment contents of peanut and wheat leaves[J]. Photosynthetica, 1999, 36(3): 355-360.
- [45] Gamon J A, Peñuelas J, Field C B. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency[J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 41(1): 35-44.
- [46] Gitelson A A, Merzlyak M N, Lichtenthaler H K. Detection of red edge position and chlorophyll content by reflectance measurements near 700 nm[J]. Journal of Plant Physiology, 1996, 148(3/4): 501-508.
- [47] Richardson A J. Landsat agricultural land use survey[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1977, 43(2): 207-216.
- [48] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index(SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3): 295-309.
- [49] Baret F, Guyot G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment[J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 35(2/3): 161-173.
- [50] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2): 119-126.
- [51] Rondeaux G, Steven M, Baret F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2): 95-107.
- [52] Kaufman Y J, Tanré D. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(2): 261-270.
- [53] 张仁华, 饶农新, 廖国男. 植被指数的抗大气影响探讨[J]. 植物学报, 1996, 38(1): 53-62.
- [54] Huete A R, Liu H Q, Batchily K, et al. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 1997, 59(3): 440-451.
- [55] Inoue Y, Morinaga S, Shibayama M. Non-destructive estimation of water status on intact crop leaves based on spectral reflectance measurements[J]. Japanese Journal of Crop Science, 1993, 62(3): 462-469.
- [56] Shibayama M, Takahashi W, Morinaga S, et al. Canopy water deficit detection in paddy rice using a high resolution field spectroradiometer[J]. Remote Sensing of Environment, 1993, 45(2): 117-126.
- [57] Penuelas J, Pinol J, Ogaya R, et al. Estimation of plant water concentration by the reflectance water index WI (R900/R970)[J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(13): 2869-2875.
- [58] Song S L, Gong W, Zhu B, et al. Wavelength selection and spectral discrimination for paddy rice, with laboratory measurements of hyperspectral leaf reflectance[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011, 66(5): 672-682.
- [59] 孙俊, 毛罕平, 羊一清, 等. 基于冠层光谱特性的水稻叶片含水率模型[J]. 农业工程学报, 2009, 25(9): 133-136.
- [60] 鞠兴荣, 后其军, 袁建, 等. 基于近红外光谱技术测定稻谷含水量研究[J]. 中国粮油学报, 2015, 30(11): 120-124.
- [61] 李颖, 薛利红, 马资厚, 等. 氮磷互作水稻冠层氮素敏感光谱筛选研究[J]. 土壤, 2015, 47(1): 33-41.
- [62] 李颖, 薛利红, 潘复燕, 等. 氮磷互作对水稻冠层光谱的影响及其 PNN 识别[J]. 中国农业科学, 2014, 47(14): 2742-2750.
- [63] 田永超. 基于高光谱遥感的水稻氮素营养参数监测研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2008.
- [64] 秦占飞. 西北地区水稻长势遥感监测研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2016.
- [65] Nguyen H T, Lee B W. Assessment of rice leaf growth and nitrogen status by hyperspectral canopy reflectance and partial least square regression[J]. European Journal of Agronomy, 2006, 24(4): 349-356.
- [66] Inoue Y, Peñuelas J. An AOTF-based hyperspectral imaging system for field use in ecophysiological and agricultural applications[J]. International Journal of Remote Sensing, 2001, 22(18): 3883-3888.
- [67] 冯伟, 朱艳, 田永超, 等. 基于高光谱遥感的小麦叶片氮积累量[J]. 生态学报, 2008, 28(1): 23-32.
- [68] 薛利红, 曹卫星, 罗卫红, 等. 基于冠层反射光谱的水稻群体叶片氮素状况监测[J]. 中国农业科学, 2003, 36(7): 807-812.
- [69] 邵华, 石庆华, 郭熙, 等. 基于冠层高光谱的南方丘陵地区晚稻氮素营养诊断[J]. 江西农业大学学报, 2015, 37(6): 975-981.
- [70] 田永超, 杨杰, 姚霞, 等. 利用叶片高光谱指数预测水稻群体叶层全氮含量[J]. 作物学报, 2010, 36(9): 1529-1537.
- [71] Xue L H, Cao W X, Luo W H, et al. Diagnosis of nitrogen status in rice leaves with canopy spectral reflectance[J]. Agricultural Sciences in China, 2003, 2(3): 250-257.
- [72] 陆景陵. 植物营养学(上)[M]. 2版. 北京: 中国农业大学出版社, 2007.
- [73] 林芬芳, 丁晓东, 付志鹏, 等. 基于互信息理论的水稻磷素营养高光谱诊断[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(9): 2467-2470.
- [74] 王珂, 沈掌泉, 王人潮. 利用水稻光谱分析估测钾素含量的研究初报[J]. 浙江农业大学学报, 1993, 19(增刊1): 104-107.
- [75] 吉川年彦, 周宝库. 应用近红外分光法测定水稻叶片的氮、镁、钾[J]. 土壤学进展, 1992(5): 53-54.
- [76] 刘岱松, 金兰淑, 杨朝辉, 等. 烤烟烟叶钾含量的近红外光谱法快速测定[J]. 土壤通报, 2010, 41(2): 417-419.
- [77] 乔欣, 马旭, 张小超, 等. 大豆叶绿素和钾素信息的冠层光谱响应[J]. 农业机械学报, 2008, 39(4): 108-111, 116.
- [78] 张竞成, 袁琳, 王纪华, 等. 作物病虫害遥感监测研究进展[J]. 农业工程学报, 2012, 28(20): 1-11.

张静静,周卫红,邹萌萌,等. 高光谱遥感监测大面积土壤重金属污染的研究现状、原理及展望[J]. 江苏农业科学,2018,46(12):9-13.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2018.12.002

高光谱遥感监测大面积土壤重金属污染的研究现状、原理及展望

张静静¹, 周卫红^{1,2}, 邹萌萌¹, 刘影¹, 杜小龙¹, 李建龙¹

(1. 南京大学生命科学学院, 江苏南京 210093; 2. 江苏科技大学苏州理工学院, 江苏张家港 215600)

摘要:随着经济的快速发展,农田土壤重金属污染问题越来越严重,对粮食安全和人类身体健康构成严重威胁,而传统的土壤重金属检测方法只能做到以点代面、被动检测土壤重金属污染。为了快速、宏观地获取土壤重金属污染信息,提出了高光谱遥感技术并列出了其在土壤重金属污染方面应用的原理、方法和优势,系统阐述了定量估算土壤重金属的建模方法,分析了高光谱遥感技术存在的问题及其发展趋势,并提出利用高光谱遥感获取大尺度上的遥感影像资料,结合重金属定量反演模型,多角度获取土壤重金属的污染区域、范围和污染程度信息,主动监测土壤重金属污染,以期土壤重金属污染的监测和修复提供技术支持,保障粮食安全。

关键词:土壤重金属污染;高光谱遥感;原位主动监测;3S 技术集成

中图分类号: X53;S127 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2018)12-0009-05

近年来,随着社会经济的发展、工业三废的排放、农药化肥的使用、大气沉降等,土壤重金属污染愈加严重,表现为污染面积不断扩大,污染程度不断加深,污染土壤的类型不断增加,污染重金属的种类不断增多和监测难度不断加强^[1]。而粮食作物也不可避免地受到重金属的污染,经过食物链的传递,对人类健康造成严重的威胁,重金属具有隐蔽性、滞后性、不可逆性、长期性、治理难且周期长的特点^[2],引起了国内外学者的广泛关注。

常规的检测方法虽然检测精度高,检出限低,但是其步骤繁琐,破坏土壤,需要较大的人力和物力;而异位检测不仅程序繁琐,而且不能大面积检测,已经无法满足土壤重金属污染

的快速、实时、大面积检测需求也无法遵守早发现、早治理的原则。然而高光谱遥感具有宏观、实时、原位、快速的监测特点,可以满足土壤重金属污染监测的需求,通过便携式高光谱仪、航空遥感和航天遥感的应用,实现由点到面、由定性分析到定量分析的大面积原位立体监测^[3],将会是未来高光谱遥感监测土壤重金属污染的发展方向。

因此,本文主要介绍了高光谱遥感技术在土壤重金属污染方面的应用现状、优缺点、定量反演重金属含量的建模方法及高光谱遥感技术存在的问题,提出未来可利用卫星遥感等大尺度上的遥感影像资料,结合重金属定量反演模型,通过污染源、土壤颜色、植物形态和生理特征、农产品污染等多角度获取土壤重金属的污染区域和污染程度,实现由点到面,由定性分析到定量分析,向大面积原位立体监测土壤重金属的方向发展。

1 国内外土壤重金属污染现状回顾

全球都存在不同程度的重金属污染,每年全球排放铅约 5 万 t、汞约 1.5 万 t、镍约为 100 万 t、锰约 1 500 万 t^[4]。农田土壤重金属污染情况的逐渐加重,已经对人体造成伤害。如日本“镉大米”造成的骨痛病,其农田土壤重金属镉污染更为

收稿日期:2017-01-15

基金项目:江苏省农业三新工程项目(编号: SXGC[2014]287);江苏省苏州市科技计划(编号: SNG201447);江苏省自然科学基金(编号: BK20140413)。

作者简介:张静静(1993—),女,汉族,山东菏泽人,硕士,主要从事农田土壤重金属污染监测与修复研究。E-mail: jjzhang2012@126.com。

通信作者:李建龙,博士,博士生导师,主要从事农业遥感与 3S 技术应用研究。E-mail: jlli2008@nju.edu.cn。

[79] 王晓丽. 基于近红外光谱技术的水稻叶部病害诊断模型构建[D]. 北京:中国农业科学院,2011.

[80] Kobayashi T, Kanda E, Kitada K, et al. Detection of rice panicle blast with multispectral radiometer and the potential of using airborne multispectral scanners[J]. Phytopathology, 2001, 91(3): 316-323.

[81] 李波, 刘占宇, 武洪峰, 等. 基于概率神经网络的水稻穗颈瘟高光谱遥感识别初步研究[J]. 科技通报, 2009, 25(6): 811-815.

[82] Liu Z Y, Wu H F, Huang J F. Application of neural networks to discriminate fungal infection levels in rice panicles using hyperspectral reflectance and principal components analysis[J].

Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 72(2): 99-106.

[83] 黄建荣. 稻纵卷叶螟和褐飞虱为害水稻的光谱监测[D]. 南京: 南京农业大学, 2013.

[84] 黄建荣, 孙启花, 刘向东. 稻纵卷叶螟危害后水稻叶片的光谱特征[J]. 中国农业科学, 2010, 43(13): 2679-2687.

[85] 朱宇波. 稻纵卷叶螟危害水稻的高光谱监测方法研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2012.

[86] 孙启花, 刘向东. 稻纵卷叶螟危害孕穗期水稻的光谱诊断[J]. 中国农业科学, 2012, 45(24): 5040-5048.

[87] 孙启花. 褐飞虱和稻纵卷叶螟为害后水稻的光谱特征[D]. 南京: 南京农业大学, 2010.