

DOI: 10.5846/stxb201707131271

陈永喆, 傅伯杰, 冯晓明. 遥感反演植被含氮量研究进展. 生态学报, 2017, 37(18): 6240-6252.

Chen Y Z, Fu B J, Feng X M. Overview and outlook of remote sensing inversion of vegetation nitrogen content. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(18): 6240-6252.

遥感反演植被含氮量研究进展

陈永喆^{1,2}, 傅伯杰^{1,2}, 冯晓明^{1,2,*}

1 中国科学院生态环境研究中心城市与区域生态国家重点实验室, 北京 100085

2 中国科学院大学, 北京 100049

摘要: 植被含氮量表征植被氮素状态。它作为植被生长状况的重要指标, 在生态系统健康状况检测、生态系统生产估测、精准农业、生态系统干扰评估等方面均有重要意义。遥感监测植被含氮量主要基于高光谱和多光谱数据, 采用的算法包括经验方法(波谱指数与回归分析)及物理方法(辐射传输模型法)。但受数据源和研究方法的局限, 目前植被氮含量遥感监测局限于区域范围较小且内部植被类型与环境条件(气候、地形等)基本一致的情形, 而对复杂生态系统的监测能力不足。未来的研究需针对氮沉降和人类活动的生态系统响应这一重大研究需求, 发展和改进现有植被含氮量遥感反演方法。可考虑开展对不同环境条件下、不同类型植被光谱曲线进行标准化的研究, 以形成普适的植被含氮量反演方法。并考虑综合运用多种数据(如微波遥感、无人机遥感), 形成多尺度同步监测, 以提高遥感对区域乃至全球范围内植被氮含量常规监测的能力。

关键词: 植被氮含量; 遥感; 反演方法; 困境和挑战

Overview and outlook of remote sensing inversion of vegetation nitrogen content

CHEN Yongzhe^{1,2}, FU Bojie^{1,2}, FENG Xiaoming^{1,2,*}

1 State Key of Urban and Regional Ecology, Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, China

2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Vegetation nitrogen content is an important indicator of vegetation growth, which plays an important role in fields of ecosystem monitoring including ecosystem health, net primary ecosystem, the disturbance of ecosystem, as well as in the precision agriculture management. Remote sensing inversion of vegetation nitrogen content currently relies on the hyperspectral/multispectral data. The inversion methods can be categorized into that based on vegetation indices, regression analysis (e.g. partial least squares regression) and radiation transfer models separately. Current satellite-based inversion of vegetation nitrogen content is limited to a small area, uniformed in species of vegetation and the environmental condition (e.g. climate condition, topography et al). As a result, the inversion works poor for complex ecosystems. In order to meet the requirements of increasingly meaningful research projects such as global nitrogen deposition and the response of ecosystems to human activities, current methods of vegetation nitrogen content inversion need further development. It may be a potential solution to carry out research on the standardization of vegetation spectrum of different types of plants, as well as under different environmental conditions to generate more general or even universal inversion methods of vegetation nitrogen content. On the other hand, comprehensive utilization of multiple data from various sources (e.g. microwave remote sensing and unmanned aerial vehicle remote sensing data) will be an alternative solution to multi-scale simultaneous monitoring, which helps to improve remote sensing's routine monitoring capability of regional and worldwide vegetation nitrogen content.

Key Words: vegetation nitrogen content; remote sensing; inversion method; limitation and challenge

基金项目: 国家自然科学基金重大项目(41390464)

收稿日期: 2017-07-13; 修订日期: 2017-09-11

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: fengxm@rcees.ac.cn

氮元素是植物生长重要营养元素,也是参与光合作用蛋白的重要组成元素,因此在植物光合作用与生长发育中发挥着重要作用^[1]。植物氮素状况可用组织含氮量(tissue nitrogen content, TNC)或植物氮积累量(plant nitrogen accumulation, PNA)表征。组织含氮量是植物体各组织的含氮量,但由于植物冠层主要由叶片构成,所以一般可将植被叶片含氮量(leaf nitrogen content, LNC)作为组织含氮量。叶片含氮量表示为植物单位干重叶片所含氮素质量;而植物氮积累量定义为单位面积土地上植被所含氮素总量,即组织含氮量与单位面积植被干生物量的乘积,一般可用于反映农作物生长状况或受胁迫情况^[2]。对比两者,植被叶片含氮量测定较简便,且遥感反演叶片含氮量准确性也较植物氮积累量高^[3],因此在本文涉及的研究领域研究者大都测定和反演植被叶片含氮量。

大量研究表明,植被叶片氮元素浓度的高低与植被光合作用效率和强度密切相关^[4],进而影响生态系统生物量累积和其他碳水循环过程。因此植被叶片含氮量变化监测对农业生态系统而言有助于提升作物产量与质量;对非农业生态系统,叶片含氮量监测对于了解生态系统植被生长状况、受胁迫与干扰程度、净初级生产力等生态系统特征有重要意义。可以预计,随着氮沉降这一全球变化研究的深入,植被叶片氮含量监测在全球变化和人类活动的生态系统响应研究中将发挥越来越重要的作用。

随着遥感技术的不断发展,在中大尺度上通过遥感反演植被参数代替地面实测已成为当今生态学研究发展趋势。遥感反演植被参数可以实时获取大范围的数据,此外还可利用遥感重复观测的优势,形成长期、连续的观测序列,特别是可获取过去时刻数据资料。因此遥感反演植被叶片氮含量已成为地球系统科学研究中具有重要价值的部分。但需注意,对于冠层结构较复杂的乔灌木,遥感手段通常仅可获取植被冠层反射率,因此实际反演所得为冠层叶片平均含氮量,即“植被冠层叶片含氮量”,或简称“冠层含氮量”。本文中乔灌木冠层含氮量与草本作物叶片含氮量统称为植被含氮量。

下文将针对植被含氮量遥感监测的发展需求,通过综合相关文献,分析遥感反演植被含氮量的生态学意义、原理、数据来源及具体反演方法,并在此基础上分析目前遥感反演植被氮素含量存在的缺陷不足,最后面向未来应用的需求总结该领域今后的研究中应重点关注和改进的内容。

1 遥感反演植被含氮量的生态学意义

由于植被氮元素浓度的高低直接影响植被的光利用效率^[5],因而植被含氮量与净初级生产力之间有密切关联,在研究中往往通过测定植被含氮量估测生态系统生产力状况,并可通过生产力估算进一步进行生态系统碳固定等生态系统服务的评估。如:Smith 与 Ollinger 等使用成像光谱仪或高光谱影像反演冠层含氮量,并通过构建森林冠层含氮量与森林地上净初级生产力相关性,较准确地估计了地上净初级生产力^[6-7];Wythers 等模拟植被含氮量对生态系统碳固定的影响^[8];Waring 等将遥感所得植被含氮量作为生态系统过程模型的重要参数之一评估生态系统固碳服务功能及植被生长过程中的水资源利用量等^[9]。

植被氮元素浓度的显著变化可反映生态系统受外界干扰或胁迫的程度,在生态系统变化监测中发挥着十分重要的作用。McNeil 等指出舞毒蛾造成的毁叶干扰与遥感所得植被含氮量的减少程度存在显著相关性^[10];Deel 等发现基于 TM 影像的森林综合干扰指数与植被冠层含氮量显著相关^[11];伴随南非森林破碎化,植被冠层平均含氮量相应降低^[12];在物种组成对区域植被平均含氮量影响较大的地区,对植被含氮量的长期监测,可了解当地植被群落物种结构是否发生变化,为认识群落演替趋势和发展方向提供重要信息。Asner 等根据遥感获取的植被氮含量深入分析了夏威夷生物入侵过程^[13]。

此外,作为氮循环的重要环节,植被氮素水平和大气、土壤和水体等各生态系统组分的氮元素状况密切相关。因此植被氮素监测将在大气氮沉降这一全球变化重大问题的研究,以及土壤和水体氮元素变化监测中发挥更重要的作用。氮素循环对生态系统维持至关重要,但人类活动正破坏氮的自然循环过程,表现为因化石燃料消耗和农业生产中大量化肥的施用引起的大气氮沉降。研究表明大气氮沉降会不同程度地影响植被初级生产力及固碳能力^[14],并使植被对各类灾害敏感度提高。Aber 等人的研究显示,森林冠层氮含量与森林对

大气氮沉降的截留能力相关^[15],因此可通过测定植被含氮量推算生态系统大气氮沉降量的动态变化;农业生产中含氮化肥农药的排放造成水体富营养化,而河岸植被对氮素的吸收能力可通过植被含氮量监测进行估计^[16];此外,研究发现植被含氮量与土壤氮素净矿化率、硝化率成正比,同时还与土壤含氮量/碳氮比密切相关,其相关性受树种及干扰程度的影响^[17],这表明监测植被含氮量可用于研究土壤氮相关化学过程与养分结构;目前在精准农业和畜牧业中已经实现遥感实时大面积监测作物含氮量,测定食草动物饲料的质量,在此基础上确定氮肥投入量,实现作物高产的同时将环境影响降到最小^[18]。

2 遥感反演植被含氮量的原理与数据来源

植物叶片中的氮元素大多存在于蛋白质中,少量存在于叶绿素中。目标叶片中含氮化学键在一定强度光谱辐射下产生震动并引发对特定光谱波段的吸收与反射,而光谱吸收强度与这些化学键的含量密切相关。此外,由氮元素组成的叶片色素(叶绿素等)也会对特定波长光谱强烈吸收(相比而言蛋白质的光谱吸收特性较差)。因此植被含氮量的变化会造成特定波段反射率的改变。Curran 最先发现并总结了与氮素吸收相关的波段,包括 640, 660, 1020, 1690, 2060, 2130, 2180, 2240, 2300nm 等^[19],Kokaly 等指出当植被氮含量增加时,近红外波段(中心波长约 2100nm 处)反射率减少是源于 2055nm 及 2172nm 处存在两个蛋白质吸收波段^[20]。Mutanga 认为红边 680nm 与植被含氮量的相关性来自叶绿素吸收^[21]。此外,约 500nm 处反射率与植被含氮量有一定相关性^[22],或与其他色素如 β -胡萝卜素有关^[23]。现一般可将与植被含氮量最相关的波段分为三类,除近红外波段(1200nm 左右)外,还有红边波段(680—780nm)与短波红外某些与蛋白质吸收相关的波段(1680, 2050, 2170nm)^[24]。

高光谱遥感相对传统宽波段遥感光谱分辨率大大提高,使其能探测植被精细光谱信息,特别是植被各种生化组分的吸收光谱信息^[25],因此高光谱遥感观测技术的进步在很大程度上推动遥感反演植被含氮量的发展。最早的高光谱遥感是使用机载高光谱监测植被冠层生化组分。1983 年美国研制了航空成像光谱仪 Airborne Imaging Spectrometers I(AIS-1)并获取了第一幅高光谱图像。1988 年 Wessman 与 Peterson 分别用 AIS 获取的高光谱影像反演了植被生化参数^[26-27],标志着高光谱遥感用于植被理化参数反演的开端。随后,更多且性能更好的机载高光谱传感器问世,其中美国的 AVIRIS 传感器是应用于植被含氮量的反演的最重要的机载数据源(如 Martin 等采用该数据^[28])。此外,其他机载高光谱影像也可用于含氮量反演,如澳大利亚 HyMAP 及加拿大 Compact Airborne Spectrographic Imager(CASI)。其中,浦瑞良与宫鹏在 1997 年利用 CASI 数据反演美国森林冠层含氮量^[29],是首批开展这方面研究的中国学者。表 1 介绍了国内外已有的代表性机载高光谱系统。

表 1 国内外典型机载高光谱遥感系统参数

Table 1 Characteristics of representative airborne hyperspectral sensors home and abroad

成像系统名称 Imaging system name	国家 Country	光谱范围/nm Spectral coverage/nm	波段数 Band number	瞬时视场角/ 10^{-3} rad Instantaneous field of view, IFOV/ 10^{-3} rad	影像获取开始时间 Earliest image acquisition time
AIS-1	美国	1200—2400	128	1.91	1983
AIS-2	美国	1200—2400	128	2.05	1985
AVIRIS	美国	400—2400	224	1.0	1987
CASI	加拿大	380—1050	288	0.49	1989
MAIS	中国	440—1080; 1500—2450; 8000—11600	71	3	1991
AISA	芬兰	970—2450	254	0.94/1.3	1993
HyMAP	澳大利亚	400—2500	128	2.5	1998
PHI	中国	450—850	244	1.5	1997
OMIS	中国	400—1250	128	3.0	2000

2000 年 11 月,美国成功发射的 EO-1 卫星搭载了高光谱传感器 Hyperion,标志星载高光谱时代正式到来。Hyperion 数据也成为至今使用最广泛的星载高光谱数据。但 Hyperion 反演效果往往不及机载 AVIRIS 传感器^[30],主要原因是 Hyperion 空间分辨率较粗糙且信噪比(signal-noise ratio, SNR)较低,另外大气校正精度也不足。在不久的将来,还会有更多星载高光谱传感器如 HISUI, EnMAP, PRISMA 及 HypSIIRI 提供更多高光谱数据^[31](表 2),为植被含氮量反演提供数据基础。在缺少高光谱资料的地区,现有的研究也考虑采用通道较多的多光谱影像替代高光谱影像进行植被氮素反演。Ollinger 等的研究中 MODIS 影像各波段反射率与冠层含氮量拟合程度高达 88%^[32],但不足在于空间分辨率较低(500m)。

表 2 国内外典型星载高光谱遥感系统参数

Table 2 Characteristics of representative spaceborne hyperspectral sensors home and abroad

成像系统名称 Imaging system name	国家 Country	光谱范围 Spectral coverage/nm	波段数 Band number	星下点空间分辨率 Spatial resolution at nadir point/m	发射时间 Year of launch
SISEX 与 HIRIS	美国	400—2500	192	30	未发射
Hyperion	美国	400—2500	220	30	2000
CHRIS	欧洲	411—1019	34/62	17/34	2001
HJ-1A	中国	450—950	115	100	2008
GF-5	中国	400—2500	320	30	2017(预计)
HypSIIRI	美国	380—2500	210	60	待定
EnMAP	德国	420—2450	218	30	待定
PRISMA	意大利	400—2505	249	30	待定
HISUI	日本	400—2500	185	30	待定
HERO	加拿大	430—2450	202	30	待定
RESOURCESAT-3	印度	400—2400	约 200	25	待定

传感器得到的反射率曲线通常存在噪声和背景信号干扰造成的误差,如叶片水分对氮元素光谱吸收的影响。因此通常需进行光谱变换以降噪声、消除干扰信息并分离相互重叠的吸收特征。较常采用的是 Kokaly 与 Clark 的连续统去除(continuum removal)方法。该方法可有效消除叶片水分、土壤背景、传感器噪声等造成的误差干扰。该方法首先对反射率 R 进行连续统(包络线)去除,所得相对反射率 R_i 可用于辨析并剔除与研究目标物质(植被氮)无关的吸收波段,之后进行波深中心归一化^[33]。最终得连续统去除后的反射率值 CR 具体公式为:

$$CR = (1 - R/R_i) / (1 - R_c/R_{ic}) \quad (1)$$

式中, R_{ic} 是 R_i 在吸收中心位置处值, R_c 是 R 位于吸收中心处值,波深表示为 $1 - R/R_i$ ^[34]。研究证明对于植被覆盖度不高的地区(40%以下),如半干旱地区,经此光谱变换所得光谱曲线对植被含氮量有了更好的反演效果^[35]。田庆久等用波深一体化后包络线面积估算水稻氮素含量^[36]。

此外,标准导数分析法(standard derivative analysis, SDR),即对波谱进行对数平滑[$\text{Log}_{10}(1/R)$]后求一次导数可部分消除水分与叶面积变化的影响,故也可提高反演准确性^[37];一些滤波方法如 S Golay 滤波可起到平滑降噪的作用^[38];去除水分吸收干扰的算法也在不断发展^[39-40];波段面积归一化也可提高反演精度^[41]。而在高植被覆盖且传感器接近垂直下视的理想条件下,不进行处理效果反而更好^[42]。

3 遥感反演植被含氮量的进展

3.1 光谱指数法

遥感反演植被含氮量的波谱指数由 Rouse 提出的植被指数衍生而来,一般有两种形式:归一化指数形式(NDSI)和比值形式(RSI),表示为:

$$NDSI(x, y) = (y - x) / (x + y) \quad (2)$$

$$RSI(x, y) = x/y \quad (3)$$

式中, x, y 可以是原始反射率, 也可以是经过一系列变换后的相对反射率。具体方法是对所有波段(或筛选后波段)进行两两组合, 计算相应的波谱指数并与实测植被含氮量数据进行拟合。选出拟合效果最佳的组合, 即拟合优度确定系数最大。

目前已有 30 余种主要的波谱指数, 表 3 列出了较常用的植被含氮量光谱指数。首先是根据氮吸收波长所得的归一化氮指数 NDNI(normalized difference nitrogen index)。此外基于植被叶绿素浓度与含氮量之间的显著相关性^[43], 常利用由叶绿素吸收波长构成的叶绿素含量指数来间接计算含氮量, 其中常用的指数包括 MCARI 指数(Modified Chlorophyll Absorption in Reflectance Index), TCARI 指数(Transformed Chlorophyll Absorption in Reflectance Index)^[44] 及孟庆野等改进后提出的 MTCARI 指数^[45], 和由反映叶绿素含量的归一化红边指数 NDRE(normalized difference red-edge index)得到的 CCCI 指数(Canopy Chlorophyll Content Index)。其中 CCCI 指数是当前运用最广泛的植被含氮量光谱指数, Tilling 首次将此指数利用于机载高光谱数据进行小麦含氮量反演^[46]。

表 3 植被含氮量估测常用波谱指数

Table 3 Typical spectral indices of vegetation nitrogen content

指数名称 Index name	计算式 Calculation formula
NDNI: 归一化氮指数 Normalized difference nitrogen index	$[\log_{10}(1/\rho_{1510}) - \log_{10}(1/\rho_{1680})] / [\log_{10}(1/\rho_{1510}) + \log_{10}(1/\rho_{1680})]$
TCARI: 转换型叶绿素吸收反射率指数 Transformed chlorophyll absorption in reflectance Index	$3[(\rho_{700} - \rho_{760}) - 0.2(\rho_{700} - \rho_{550}) \times \rho_{700} / \rho_{670}]$
MTCARI: 改进的转换型叶绿素吸收反射率指数 Modified transformed chlorophyll absorption in reflectance index	$3.3[(\rho_{\text{红边}} - \rho_{\text{红谷}}) - (\rho_{\text{红边}} - \rho_{\text{绿峰}}) \times \rho_{\text{红边}} / \rho_{\text{红谷}}]$
MCARI: 修正型叶绿素吸收反射率指数 Modified chlorophyll absorption in reflectance index	$[(\rho_{700} - \rho_{670}) - 0.2(\rho_{700} - \rho_{550})] \times (\rho_{700} / \rho_{670})$
NDRE: 归一化红边指数 Normalized difference red-edge index	$(\rho_{790} - \rho_{720}) / (\rho_{790} + \rho_{720})$
CCCI: 冠层叶绿素浓度指数 Canopy chlorophyll content index	$[(\text{NDRE}) - (\text{NDRE})_{\min}] / [(\text{NDRE})_{\max} - (\text{NDRE})_{\min}]$

* 其中 ρ_i 表示 i nm 处的波谱反射率, $(\text{NDRE})_{\max}$ 和 $(\text{NDRE})_{\min}$ 分别表示 NDRE 的最大和最小值

研究者还针对不同传感器的特点提出相应的含氮量光谱指数。如 Li 等针对多角度高光谱遥感数据, 指出观测角度的改变对采用普通植被指数反演植被氮浓度的效果造成影响, 因此提出对角度不敏感的植被指数 AIVI(Angular Insensitivity Vegetation Index), 并证明该指数与冬小麦叶片氮浓度有较强相关性^[47]。另外基于 MERIS 数据, 研究者提出一种红边波谱指数 MTCl(MERIS terrestrial chlorophyll index), 该指数初用于叶绿素含量的反演, 后证明也可用于反演植被含氮量^[48]。Cho 等采用高空间分辨率(RapidEye)遥感影像, 用 MTCl 指数准确估算非洲森林含氮量分布^[12], 证明该指数有较广泛的运用价值。

在具体的研究中, 根据研究区域和研究对象的不同, 用于构建波谱指数的波段也不尽相同, 从而发展了不同的植被氮指数。如 Inoue 等研究发现由一次导数光谱 740nm(D740)和 552nm(D552)处构建的 RSI 指数反演水稻叶片含氮量效果最佳, 并推测 D740 与叶面积指数 LAI 成正比而 D552 与叶片单位面积的含氮量成反比关系^[49]。而谭昌伟认为红边波长范围内一阶微分波段值总和 SD_r 与蓝边波长范围内一阶微分波段值总和 SD_b 的归一化值对水稻氮素最敏感, 并以此建立水稻氮素营养高光谱遥感诊断模型^[50]。此外还有许多学者采用了推算最佳波谱指数的方法, 其中多数是对农作物含氮量的地面高光谱或高光谱遥感反演^[51], 且波谱指数反演准确性往往优于其它方法所得结果, 说明波谱指数法很适合反演农作物含氮量。

3.2 回归分析法

在植被氮含量遥感监测中最早使用的反演方法就是逐步线性回归。除 Wessman 与 Peterson 外, 之后 Kokaly^[34]、Curran^[35] 等也都采用了这种较简单的回归方法。但该回归方法存在过度拟合的问题, 且所得波段

往往与已知吸收波段无关,同时随数据组的改变结果差异很大而难以信服^[52]。而现今最常用的是偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR),大量研究采用该方法并得到很高的回归精度^[42]。PLSR 方法原理类似主成分回归(principle component regression, PCR),两种回归方法均有效避免了多项式回归中多重共线性的问题,因此波段越多时越适用,即特别适用于高光谱数据。偏最小二乘回归可表达为:

$$y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^r \beta_k T_{ik} + e_i (i = 1, \dots, n)$$

$$T_{ik} = \sum_{j=1}^m c_{kj} x_{ij} (k = 1, \dots, r)$$
(4)

式中, y_i 是目标变量, x_{ij} 是反射率(自变量), m 是波段数, n 是样本数, e_i 是误差, β_k 是 T_{ik} 对 y_i 的回归系数, T_{ik} 是中间变量(即潜在变量), c_{kj} 是 x_{ij} 对 T_{ik} 的回归系数。

PLSR 一般要优于 PCR,这是由于 PCR 中主成分仅由自变量方差决定而 PLSR 中的潜在变量由自变量和因变量之间协方差共同决定。因此对高光谱反射率信息进行回归分析时一般用 PLSR 代替 PCR。但 PLSR 波段数量过大,可能出现波段冗余,给出的分析结果中也很可能包含一些与氮素吸收无关的波段。这些波段构成了较多干扰,降低结果可信度^[53]。因此改进的方法是在 PLS 回归前根据交叉验证的结果,按照对均方根误差(root mean square error, RMSE)贡献大小对波段进行筛选,剔除对 RMSE 贡献较大的波段,剩余有间隔的波谱。这种方法称为间隔偏最小二乘回归(interval PLSR, iPLSR)^[54]。iPLSR 可得到较 PLSR 更高的回归精度,在植被含氮量反演中具有很好的应用潜力^[49]。郭超凡等改进了最佳波段筛选策略,采用“舍一交叉法”,进行谱带分区、分区最佳波段选取与不稳定波段剔除,得芦苇(香蒲)含氮量反演最佳波段集为 550(555)、580、715nm,并指出入选波段可从生化参数角度解释^[55]。

此外还有支持向量机和神经网络回归方法,如 Axelsson 对红树林叶片含氮量反演中认为支持向量机回归效果优于 PLSR,其中采用 least squares SVR (LS-SVR) 所得回归效果最佳^[56]。而 Huang 等的研究中神经网络回归相比 PLSR 及逐步多元回归相比拟合度更高,说明植被叶片生化含量与冠层反射率可能存在非线性关系^[57]。Wang 等的研究用反向传播神经网络(BPN)反演油菜含氮量效果优于逐步线性回归^[58]。Mutanga 等也通过神经网络回归得到草地氮素含量很好的反演结果^[59]。

研究者也在陆续推出新的经验反演方法,李旭青等将随机森林算法应用于水稻冠层氮素含量反演,在实验区达到较高的预测精度($R = 0.83$)^[60]。此外, Ollinger 等提出近红外波段双向反射因子(bidirectional reflectance factor, BRDF)与植被含氮量存在显著相关性,因此可反演植被含氮量^[32]。但随后有研究者对此提出质疑,指出 BRDF 与含氮量之间的相关性是源于 BRDF 与不同种类植被叶片结构之间的相关性以及植被种类与含氮量之间的相关性。当消除植被种类(结构)的效应后,BRDF 与植被含氮量之间相关性减弱,甚至存在一定负相关^[61]。

3.3 辐射传输模型方法

植被辐射传输模型是根据电磁波(太阳光)经大气吸收、散射后到达地面,被地表植被及土壤等吸收、反射、散射,而后再经过大气衰减后到达传感器的过程而建立的反射率(传感器接收辐射通量与太阳光辐射通量比值)与地表(植被)参数及大气参数等之间关系的物理模型。其中一些辐射传输模型可以用于反演植被含氮量。

LIBERTY 模型是唯一一个有叶片含氮量作为输入因子的植被叶片辐射传输模型,因而可以直接反演叶片氮素含量。但由于该模型比较复杂,在实际的反演中很少被采用。目前植被含氮量反演更多采用的是形式较简单的 PROSPECT 模型,即对 PROSPECT 模型中的植被参数进行反演,然后采用植被参数来间接推算植被含氮量。PROSPECT 模型用来建立和植被含氮量相关关系最常用的参数是叶绿素。植被中叶绿素由类囊体组成,而类囊体成分主要是蛋白质,所以植被含氮量与叶绿素含量一般存在正比关系^[1]。通过辐射传输模型进行叶绿素含量反演一般依赖于高光谱数据,对针叶树叶绿素反演一般都较成功,如 Malenovsk^[62]与 Zarco-Tejada 等^[44]的研究。近年也有研究者使用普通多光谱遥感数据对阔叶林叶绿素进行了比较成功的反演^[63]。

除 PROSPECT 外,常用的辐射传输模型还有四分量(4-scale)模型、SAIL 模型、PROSAIL 模型等。此外还可将四分量模型和 PROSPECT 模型组合,如 Zhang, Chen 等利用 PROSPECT 建立叶片生化参数的查找表,并用 4-Scale 建立一个将冠层光谱转化为叶片光谱的查找表,进行分步反演^[63-64]。此外,单位面积叶片质量(leaf mass per unit area, LMA)与等效水厚度(equivalent water thickness, EWT)也可作为参数进行反演^[65],再通过 LMA 与含氮量(单位叶面积的氮素质量, N_{area})^[66]、EWT 与含氮量(单位叶面积的氮素质量, N_{area})的相关性^[67]反演含氮量。Wang 等的研究中由 PROSPECT 模型所得植被等效水厚度反演含氮量精度最高^[68]。

3.4 国内遥感反演植被含氮量研究总结

自浦瑞良与宫鹏之后,国内研究者也相继开展了遥感反演植被含氮量的相关研究工作。其中陈镜明等对 PROSPECT 模型反演植被叶绿素含量及进一步反演含氮量作出了重要贡献^[63-64]。此外一些中国学者对已有方法提出改进,如孟庆野等对 TCARI 指数进行改进^[45];郭超凡等改进了偏最小二乘回归前最佳波段筛选策略^[55]。而将国外比较新颖的经验方法应用于植被氮素含量反演也是很有价值的尝试,如王渊等采用反向传播神经网络回归方法^[58];李旭青等采用了机器学习中的随机森林算法^[60]等。

目前国内遥感反演植被含氮量总体仍处于起步阶段,主要是已有植被含氮量反演方法的应用。国内反演植被含氮量研究比较集中在利用地面光谱仪进行局地尺度的农作物氮素反演,这是由于我国是农业大国,农作物的产量与质量对维系国计民生至关重要。相比而言,采用机载或星载高光谱数据反演较大区域草地或森林植被含氮量的研究工作还较少,因此未来的研究中应加强这方面的工作,特别是针对经济社会发展、人类干扰增强对草地与森林生态系统植被含氮量变化的影响的研究。搭载了具有甚高空间分辨率与光谱分辨率的高光谱传感器的高分五号遥感卫星预计将于今年 9 月下旬发射,必将很大程度上推动国内该领域相关研究的发展。

4 遥感反演植被含氮量面临的困境和挑战

遥感监测使得区域范围实时动态监测植被含氮量成为可能,目前的监测主要依赖于高光谱遥感数据,采用的波谱指数法、回归分析法和辐射传输模型分析法各自存在局限,因此植被含氮量反演还存在很大的不确定性。

波谱指数法简单易行,通过确定最佳组合波段,构建的波谱指数反演植被含氮量精度或优于其他方法。但波谱指数对土壤背景等较敏感,且最终筛选出的波段可能与已知植被氮元素吸收波段无关,在机理层面难解释。而已有的经典植被含氮量指数大多本质上是叶绿素含量指数。但研究发现,当叶绿素浓度或含氮量较高时^[69],或对于氮素限制不显著的生态系统如热带雨林^[70],叶绿素含量与氮素含量均不存在显著相关性。在这些情形下用叶绿素含量指数推算植被含氮量会产生较大误差。在应用领域方面,波谱指数法一般仅适用于空间范围很小且植被种类与结构特征单一的情形,因而常被用于基于地面光谱仪或低空无人机高光谱数据的农作物生长状况监测,反演森林植被含氮量通常无法获得较准确结果,这极大限制了该方法的应用与发展。

回归分析法是植被含氮量遥感反演中应用最广泛的方法,偏最小二乘回归与神经网络等被广泛应用于森林植被含氮量反演。但一些回归方法常常出现过度拟合的问题,所得主要用于回归的波段也大多与已知氮素吸收相关波段难以契合。另一方面,回归分析方法是建立在实测植被含氮量数据准确的假设下的。实测数据的误差可能导致回归方程出现整体性偏差,因此回归分析反演对实测数据误差的敏感性高于波谱指数法。但地面实测叶片平均含氮量误差似乎不可避免,特别是对于目前星载高光谱数据,由于空间分辨率有限,单一像元面积大,使得实测叶片含氮量时仅能在像元面积范围内随机选取少量叶片进行测定。即使测定过程是准确的,所得数值也无法准确反映该像元内部整体平均叶片含氮量。此外,回归分析法一般需采用上百个波段的反射率数据,远远大于波谱指数法与辐射传输模型法所用到的波段。而遥感传感器不同波段的信噪比不同,如主要用于回归的波段中有一部分信噪比较大,那么反演结果的真实与准确性便也难保证。因此未来仍需不断提高星载高光谱数据质量,提高传感器空间分辨率,降低信噪比。

使用遥感辐射传输模型进行植被含氮量的反演具有理论依据,且同时适用于高光谱遥感和其他传感器的影像数据(如多角度、多光谱数据)。但叶片中含氮化合物较多使得直接反演植被含氮量非常困难,一般仅能通过叶绿素含量、单位面积叶片质量 LMA、等效水厚度 EWT 的反演间接得到植被含氮量,因此反演所得含氮量与叶片其它性质间不可避免地存在较大协变性^[71]。且需注意到,叶绿素含量与植被含氮量之间在氮素丰富环境下相关性较差;LMA 与植被含氮量之间关系受树叶年龄与季节变化^[72]、树种及生存环境^[73]等因素的影响;EWT 与植被含氮量之间直接相关性研究很少,在生理层面也较难解释^[68],可能仅对特定环境与植被类型成立,因此同样存在较大不确定性。另一方面,辐射传输反演模型参数众多,计算过程复杂,在一定尺度下才适用^[74],再加上辐射传输模型构建本身的一系列假定均会带来反演误差,在实际应用中植被含氮量的反演精度可能还不及经验方法。

此外,遥感反演的是像元平均植被含氮量,以上遥感反演方法适用于植被覆盖度高的农田或森林区域。对于中低植被覆盖区域植被含氮量,混合像元带来的反演误差是目前困扰植被含氮量遥感反演的难题^[74]。

总体来说,受研究方法的局限,目前植被含氮量遥感监测仍局限于较小的区域,一个小区域的反演方法无法推广至其它区域,也无法推广至景观水平以上。因现今反演方法均要求研究区内部环境条件基本一致,植被类型单一,如以常绿阔叶林为主,甚至是单一物种如水稻或小麦。

5 结论与展望

植被含氮量作为表征植被生长状况的重要指标,在评估生态系统生产力和表征生态系统动态等方面起到了不可忽视的作用,在当今生态系统氮元素循环干扰日益加剧的情势下,植被含氮量监测在人类活动和气候变化的生态系统响应研究中将处于更重要的位置。目前的遥感监测植被含氮量主要是针对特定区域和特定植被类型的植被健康状况监测、生态系统净初级生产估算、农业精准化以及干扰评估等问题,采用的算法可分为经验方法(波谱指数与回归分析法)与辐射传输模型法,主要基于高光谱或多光谱遥感数据进行反演。目前各类植被氮含量反演方法反演准确性均有待提升,且应用局限性强,主要表现在对复杂生态系统的监测能力不足,鲁棒性差,无法形成大区域范围的监测能力。

因此未来的研究需针对全球气候变化和人类活动的生态系统响应这一研究需求,进一步发展和改进植被含氮量遥感反演方法。特别是针对目前森林生态系统监测能力的不足,扩大遥感监测的范围和精度,提高遥感监测植被含氮量的能力。可以考虑从以下两方面进行(图 1):

(1) 发展大尺度的植被含氮量遥感反演方法

环境条件及由植被类型不同造成的林冠层结构参数的差异对光谱的影响是制约大区域范围内植被含氮量监测的根本原因,目前在各个小研究区内发展并使用的经验算法难以推广使用。

Martin 等通过 Meta-Analysis,整合美国、哥斯达黎加与澳大利亚 8 个气候、地形、树种构成均有差异的郁闭森林生态系统,采用求总体平均的思路,得到较普适的回归方程^[42]。但该方法仅对环境条件及树种含氮量适中的地区有较好的拟合,因其并未解决如何消除环境条件及树种差异对植被反射率的影响这一根本问题。因此,发展更普适的植被氮含量反演方法需引入环境标准化因子和植被类型标准化因子对光谱数据进行标准化处理。

其中环境标准化因子可简化为“气候标准化系数”和地形校正系数。其中“气候标准化系数”用于消除同类植被由所处气候区不同造成的植被生长状况及冠层结构差异对冠层反射率的影响,可定义为其它气候区内相近含氮量的某类型植被各波段反射率校正至预设的“标准气候区”内该类植被相应波段反射率的系数。另一方面,由于森林植被大多处于地形复杂的山区,阴坡和阳坡波谱反射率有时差异很大。因此对森林冠层含氮量遥感反演时,利用地形校正系数将坡面植被波谱反射率校正为近平地植被反射光谱很有必要。现有的地形校正模型包括 C 校正、SCS 校正、Minnaert 校正、SCS+C 校正、Sandmeire 校正等,对于植被覆盖度较高的山区,SCS+C 方法所得地形校正系数一般较准确^[75]。

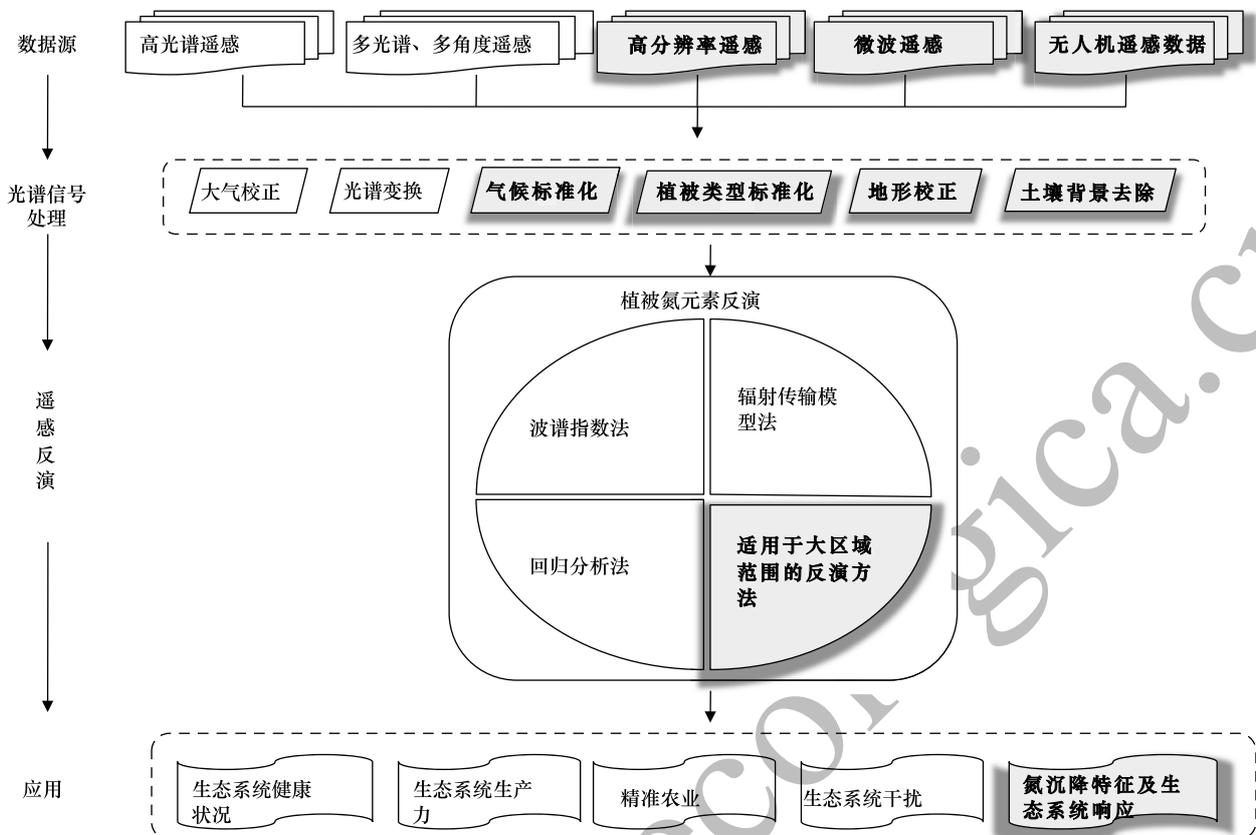


图1 植被含氮量遥感反演方法及未来研究重点(未来研究重点以灰色表示)

Fig.1 Remote sensing inversion methods of vegetation nitrogen content (Grey areas indicate the main research points in near future)

而引入植被类型标准化因子是为了降低相同或相近环境条件下因不同类型植被冠层结构不同(如针叶与阔叶林)导致的光谱曲线的差异。如 DASF(双向面积散射因子, directional area scattering factor)与森林中针叶林与阔叶林的组成比例有一定相关性,因而将其作为除数或能起到一定的光谱标准化作用^[61]。此外也可通过建立光谱数据库,将一定气候区内不同类型植被光谱标准化至该气候区“标准植被类型”的反射光谱。具体方法同“气候标准化系数”的确定。

(2) 多源数据联合使用反演植被含氮量

大区域范围的植被含氮量反演需联合采用多种来源的数据资料,并考虑多尺度联合监测以及进行尺度上推的反演思路。

采用经验方法进行植被含氮量反演必须建立在准确的地面实测数据上。其中目标样地不同树种叶面积比例通过传统的点样方照相法获取费时费力,可考虑采用无人机搭载高分辨率相机航拍的方式取代。其次,星载高光谱数据(可以 Hyperion 为例)空间分辨率较低,使得单一栅格平均叶片含氮量实测困难,准确性低。因此必须补充中间尺度数据才能进一步提升反演准确性,无人机遥感的应用可以实现这一点。用无人机搭载光谱仪在低空拍摄,使取景范围限制在几十平米,结合地面实测数据可获得植被含氮量光谱反演回归式。而后升高无人机高度,对 Hyperion 影像中 4 个相邻栅格(为避免空间配准误差造成的影响)区域成像,经配准、裁剪后利用上述反演式可计算出此区域内平均植被含氮量。将其作为实测值,再与 Hyperion 影像的波谱反射率进行回归分析便可得到该区域内 Hyperion 数据反演植被含氮量的回归式。因此,无人机遥感的应用有助于提升实测数据准确性并可实现植被含氮量从小尺度向大尺度的推演。此外,无人机遥感还可弥补普通机载与星载高光谱数据时间分辨率较低的问题,有助于实现对生态系统,特别是农田生态系统植被含氮量的长期、实时监测。

机载或星载高光谱影像中提取的植被光谱经大气校正后,仍包含土壤的光谱信息。在植被较稀疏的情况下,土壤的光谱反射率会对植被含氮量的反演造成较大干扰。消除土壤背景的干扰需要融合高空间分辨率遥感(如 Worldview, IKONOS, QuickBird 等)或激光雷达遥感(LiDAR)数据,从中提取植被冠层覆盖度信息,并据此建立研究区植被指数(可由高光谱影像计算得到)与植被覆盖度之间的相关性,从而推算出影像各栅格处植被覆盖度及相应裸土面积比例。

高光谱和多光谱遥感是非极化测量的方式,无法区分植被表层(冠层顶部)含氮量与冠层内部含氮量^[61]。未来的研究中将主动微波极化测量数据融合,利用叶片表面反射辐射是部分极化的这一特性区分光谱曲线中分别来自于植被冠层表层与内部的理化参数的影响也是值得考虑的。

最后,未来的研究也需要考虑将遥感反演植被氮含量和生态系统模型,地统计学模型等方法的有机结合,以拓宽植被氮含量监测结果的应用领域。特别是需加强植被含氮量监测对大气氮沉降和人类活动对生态系统干扰程度的表征作用。

参考文献(References):

- [1] Field C, Mooney H A. The photosynthesis-nitrogen relationship in wild plants//Givnish T J, ed. On the Economy of Plant form and Function. Cambridge: Cambridge University Press, 1986.
- [2] 冯伟,朱艳,田永超,曹卫星,姚霞,李映雪. 基于高光谱遥感的小麦叶片氮积累量. 生态学报, 2008, 28(1): 23-32.
- [3] Ranjan R, Chopra U K, Sahoo R N, Singh A K, Pradhan S. Assessment of plant nitrogen stress in wheat (*Triticum aestivum* L.) through hyperspectral indices. International Journal of Remote Sensing, 2012, 33(20): 6342-6360.
- [4] Reich P B, Walters M B, Kloeppel B D, Ellsworth D S. Different photosynthesis-nitrogen relations in deciduous hardwood and evergreen coniferous tree species. Oecologia, 1995, 104(1): 24-30.
- [5] Green D S, Erickson J E, Kruger E L. Foliar morphology and canopy nitrogen as predictors of light-use efficiency in terrestrial vegetation. Agricultural and Forest Meteorology, 2003, 115(3/4): 163-171.
- [6] Smith M L, Ollinger S V, Martin M E, Aber J D, Hallett R A, Goodale C L. Direct estimation of aboveground forest productivity through hyperspectral remote sensing of canopy nitrogen. Ecological Applications, 2002, 12(5): 1286-1302.
- [7] Ollinger S V, Smith M L. Net Primary production and canopy nitrogen in a temperate forest landscape: an analysis using imaging spectroscopy, modeling and field data. Ecosystems, 2005, 8(7): 760-778.
- [8] Wythers K R, Reich P B, Tjoelker M G, Bolstad P B. Foliar respiration acclimation to temperature and temperature variable Q_{10} alter ecosystem carbon balance. Global Change Biology, 2005, 11(3): 435-449.
- [9] Waring R H, Coops N C, Landsberg J J. Improving predictions of forest growth using the 3-PGS model with observations made by remote sensing. Forest Ecology and Management, 2010, 259(9): 1722-1729.
- [10] Mcneil B E, de Beurs K M, Eshleman K N, Foster J R, Townsend P A. Maintenance of ecosystem nitrogen limitation by ephemeral forest disturbance: an assessment using MODIS, Hyperion, and Landsat ETM+. Geophysical Research Letters, 2007, 34(19): L19406.
- [11] Deel L N, McNeil B E, Curtis P G, Serbin S P, Singh A, Eshleman K N, Townsend P A. Relationship of a Landsat cumulative disturbance index to canopy nitrogen and forest structure. Remote Sensing of Environment, 2012, 118: 40-49.
- [12] Cho M A, Ramoelo A, Debba P, Mutanga O, Mathieu R, van Deventer H, Ndlovu N. Assessing the effects of subtropical forest fragmentation on leaf nitrogen distribution using remote sensing data. Landscape Ecology, 2013, 28(8): 1479-1491.
- [13] Asner G P, Vitousek P M. Remote analysis of biological invasion and biogeochemical change. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2005, 102(12): 4383-4386.
- [14] Lamarque J F, Kiehl J T, Brasseur G P, Butler T, Cameron - Smith P, Collins W D, Collins W J, Granier C, Hauglustaine D, Hess P G, Holland E A, Horowitz L, Lawrence M G, McKenna D, Merilees P, Prather M J, Rasch P J, Rotman D, Shindell D, Thornton P. Assessing future nitrogen deposition and carbon cycle feedback using a multimodel approach; analysis of nitrogen deposition. Journal of Geophysical Research, 2005, 110(D19): D19303.
- [15] Aber J, McDowell W, Nadelhoffer K, Magill A, Bertson G, Kamakea M, McNulty S, Currie W, Rustad L, Fernandez I. Nitrogen saturation in temperate forest ecosystems; hypotheses revisited. Bioscience, 1998, 48(11): 921-934.
- [16] Wang X L, Wang Q, Yang S T, Zheng D H, Wu C Q, Mannaerts C M. Evaluating nitrogen removal by vegetation uptake using satellite image time series in riparian catchments. Science of the Total Environment, 2011, 409(13): 2567-2576.

- [17] Ollinger S V, Smith M L, Martin M E, Hallett R A, Goodale C L, Aber J D. Regional variation in foliar chemistry and N cycling among forests of diverse history and composition. *Ecology*, 2002, 83(2): 339-355.
- [18] Moran M S, Inoue Y, Barnes E M. Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 61(3): 319-346.
- [19] Curran P J. Remote sensing of foliar chemistry. *Remote Sensing of Environment*, 1989, 30(3): 271-278.
- [20] Kokaly R F. Investigating a physical basis for spectroscopic estimates of leaf nitrogen concentration. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 75(2): 153-161.
- [21] Mutanga O, Skidmore A K, van Wieren S. Discriminating tropical grass (*Cenchrus ciliaris*) canopies grown under different nitrogen treatments using spectroradiometry. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2003, 57(4): 263-272.
- [22] Johnson L F, Hlavka C A, Peterson D L. Multivariate analysis of AVIRIS data for canopy biochemical estimation along the oregon transect. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 47(2): 216-230.
- [23] Mitchell J J, Glenn N F, Sankey T T, Derryberry D R, Germino M J. Remote sensing of sagebrush canopy nitrogen. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 124: 217-223.
- [24] Homolová L, Malenový Z, Clevers J G P W, García-Santos G, Schaepman M E. Review of optical-based remote sensing for plant trait mapping. *Ecological Complexity*, 2013, 15: 1-16.
- [25] 方红亮, 田庆久. 高光谱遥感在植被监测中的研究综述. *遥感技术与应用*, 1998, 13(1): 62-69.
- [26] Peterson D L, Aber J D, Matson P A, Card D H, Swanberg N, Wessman C, Spanner M. Remote sensing of forest canopy and leaf biochemical contents. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 24(1): 85-108.
- [27] Wessman C A, Aber J D, Peterson D L, Melillo J M. Remote sensing of canopy chemistry and nitrogen cycling in temperate forest ecosystems. *Nature*, 1988, 335(6186): 154-156.
- [28] Martin M E, Aber J D. High spectral resolution remote sensing of forest canopy lignin, nitrogen, and ecosystem processes. *Ecological Applications*, 1997, 7(2): 431-443.
- [29] 浦瑞良, 宫鹏. 森林生物化学与 CASI 高光谱分辨率遥感数据的相关分析. *遥感学报*, 1997, 1(2): 115-123.
- [30] Smith M L, Martin M E, Plourde L, Ollinger S V. Analysis of hyperspectral data for estimation of temperate forest canopy nitrogen concentration: comparison between an airborne (AVIRIS) and a spaceborne (Hyperion) sensor. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(6): 1332-1337.
- [31] Staenz K, Held A. Summary of current and future terrestrial civilian hyperspectral spaceborne systems//Proceedings of 2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Munich, Germany: IEEE, 2012.
- [32] Ollinger S V, Richardson A D, Martin M E, Hollinger D Y, Frolking S E, Reich P B, Plourde L C, Katul G G, Munger J W, Oren R, Smith M L, Paw U K T, Bolstad P V, Cook B D, Day M C, Martin T A, Monson R K, Schmid H P. Canopy nitrogen, carbon assimilation, and albedo in temperate and boreal forests: functional relations and potential climate feedbacks. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2008, 105(49): 19336-19341.
- [33] Clark R N, Roush T L. Reflectance spectroscopy: quantitative analysis techniques for remote sensing applications. *Journal of Geophysical Research*, 1984, 89(B7): 6329-6340.
- [34] Kokaly R F, Clark R N. Spectroscopic determination of leaf biochemistry using band-depth analysis of absorption features and stepwise multiple linear regression. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 67(3): 267-287.
- [35] Curran P J, Dungan J L, Peterson D L. Estimating the foliar biochemical concentration of leaves with reflectance spectrometry: testing the Kokaly and Clark methodologies. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76(3): 349-359.
- [36] 田庆久, 陈君颖. 基于 Hyperion 影像的水稻冠层氮和叶绿素含量反演研究//第 16 届全国遥感技术学术交流会论文集. 北京: 中国地质学会, 2008.
- [37] 王渊, 黄敬峰, 王福民, 刘占宇. 油菜叶片和冠层水平氮素含量的高光谱反射率估算模型. *光谱学与光谱分析*, 2008, 28(2): 273-277.
- [38] Madden H H. Comments on the Savitzky-Golay convolution method for least-squares-fit smoothing and differentiation of digital data. *Analytical Chemistry*, 1978, 50(9): 1383-1386.
- [39] Gao B C, Goetz A F H. Extraction of dry leaf spectral features from reflectance spectra of green vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 47(3): 369-374.
- [40] Schlerf M, Atzberger C, Hill J, Buddenbaum H, Werner W, Schüler G. Retrieval of chlorophyll and nitrogen in Norway spruce (*Picea abies* L. Karst.) using imaging spectroscopy. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2010, 12(1): 17-26.
- [41] 陈君颖, 田庆久, 亓雪勇, 刘晓臣, 管仲. 基于 Hyperion 影像的水稻冠层生化参量反演. *遥感学报*, 2009, 13(6): 1106-1121.
- [42] Martin M E, Plourde L C, Ollinger S V, Smith M L, Meneil B E. A generalizable method for remote sensing of canopy nitrogen across a wide range

- of forest ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(9): 3511-3519.
- [43] Daughtry C S T, Walthall C L, Kim M S, de Colstoun E B, McMurtrey III J E. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 74(2): 229-239.
- [44] Haboudane D, Miller J R, Tremblay N, Zarco-Tejada P J, Dextraze L. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2/3): 416-426.
- [45] 孟庆野, 董恒, 秦其明, 王金梁, 赵江华. 基于高光谱遥感监测植被叶绿素含量的一种植被指数 MTCARI. *光谱学与光谱分析*, 2012, 32(8): 2218-2222.
- [46] Tilling A K, O'Leary G J, Ferwerda J G, Jones S D, Fitzgerald G J, Rodriguez D, Belford R. Remote sensing of nitrogen and water stress in wheat. *Field Crops Research*, 2007, 104(1/3): 77-85.
- [47] He L, Song X, Feng W, Guo B B, Zhang Y S, Wang Y H, Wang C Y, Guo T C. Improved remote sensing of leaf nitrogen concentration in winter wheat using multi-angular hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 174: 122-133.
- [48] Dash J, Curran P J. Evaluation of the MERIS terrestrial chlorophyll index (MTCI). *Advances in Space Research*, 2007, 39(1): 100-104.
- [49] Inoue Y, Sakaiya E, Zhu Y, Takahashi W. Diagnostic mapping of canopy nitrogen content in rice based on hyperspectral measurements. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 126: 210-221.
- [50] 谭昌伟, 周清波, 齐腊, 庄恒扬. 水稻氮素营养高光谱遥感诊断模型. *应用生态学报*, 2008, 19(6): 1261-1268.
- [51] Chen P F, Wang J H, Huang W J, Tremblay N, Ou Y Z, Zhang Q. Critical nitrogen curve and remote detection of nitrogen nutrition index for corn in the Northwestern Plain of Shandong province, China. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013, 6(2): 682-689.
- [52] Grossman Y L, Ustin S L, Jacquemoud S, Sanderson E W, Schmuck G, Verdebout J. Critique of stepwise multiple linear regression for the extraction of leaf biochemistry information from leaf reflectance data. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 56(3): 182-193.
- [53] Spiegelman C H, Mcshane M J, Goetz M J, Motamedi M, Yue Q L, Coté G L. Theoretical justification of wavelength selection in PLS calibration: development of a new algorithm. *Analytical Chemistry*, 1998, 70(1): 35-44.
- [54] Nørgaard L, Saudland A, Wagner J, Nielsen J P, Munck L, Engelsen S B. Interval partial least-squares regression (iPLS): a comparative chemometric study with an example from near-infrared spectroscopy. *Applied Spectroscopy*, 2000, 54(3): 413-419.
- [55] 郭超凡, 段福洲, 郭道宇, 赵文吉, 刘克. 基于最佳波段判别的湿地植物叶片全氮反演研究. *生态学报*, 2014, 34(17): 4839-4849.
- [56] Axelsson C, Skidmore A K, Schlerf M, Fauzi A, Verhoef W. Hyperspectral analysis of mangrove foliar chemistry using PLSR and support vector regression. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(5): 1724-1743.
- [57] Huang Z, Turner B J, Dury S J, Wallis I R, Foley W J. Estimating foliage nitrogen concentration from HYMAP data using continuum removal analysis. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 93(1/2): 18-29.
- [58] Wang Y, Wang F M, Huang J F, Wang X Z, Liu Z Y. Validation of artificial neural network techniques in the estimation of nitrogen concentration in rape using canopy hyperspectral reflectance data. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(17): 4493-4505.
- [59] Mutanga O, Skidmore A K. Integrating imaging spectroscopy and neural networks to map grass quality in the Kruger National Park, South Africa. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90(1): 104-115.
- [60] 李旭青, 刘湘南, 刘美玲, 吴伶. 水稻冠层氮素含量光谱反演的随机森林算法及区域应用. *遥感学报*, 2014, 18(4): 923-945.
- [61] Knyazikhin Y, Schull M A, Stenberg P, Möttus M, Rautiainen M, Yang Y, Marshak A, Latorre Carmona P, Kaufmann R K, Lewis P, Disney M I, Vanderbilt V, Davis A B, Baret F, Jacquemoud S, Lyapustin A, Myneni R B. Hyperspectral remote sensing of foliar nitrogen content. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2013, 110(3): E185-E192.
- [62] Malenovský Z, Homolová L, Zurita-Milla R, Lukeš P, Kaplan V, Hanuš J, Gastellu-Etchegorry J P, Schaepman M E. Retrieval of spruce leaf chlorophyll content from airborne image data using continuum removal and radiative transfer. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 131: 85-102.
- [63] Croft H, Chen J M, Zhang Y, Simic A. Modelling leaf chlorophyll content in broadleaf and needle leaf canopies from ground, CASI, Landsat TM 5 and MERIS reflectance data. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 133: 128-140.
- [64] Zhang Y Q, Chen J M, Miller J R, Noland T L. Leaf chlorophyll content retrieval from airborne hyperspectral remote sensing imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(7): 3234-3247.
- [65] Ceccato P, Flasse S, Tarantola S, Jacquemoud S, Grégoire J M. Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 77(1): 22-33.
- [66] Rosati A, Day K R, DeJong T M. Distribution of leaf mass per unit area and leaf nitrogen concentration determine partitioning of leaf nitrogen within tree canopies. *Tree Physiology*, 2000, 20(4): 271-276.
- [67] Sullivan F B, Ollinger S V, Martin M E, Ducey M J, Lepine L C, Wicklein H F. Foliar nitrogen in relation to plant traits and reflectance properties of New Hampshire forests. *Canadian Journal of Forest Research*, 2013, 43(1): 18-27.

- [68] Wang Z H, Skidmore A K, Darvishzadeh R, Heiden U, Heurich M, Wang T J. Leaf nitrogen content indirectly estimated by leaf traits derived from the PROSPECT model. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(6): 3172-3182.
- [69] Yoder B J, Pettigrew-Crosby R E. Predicting nitrogen and chlorophyll content and concentrations from reflectance spectra (400-2500 nm) at leaf and canopy scales. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 53(3): 199-211.
- [70] Asner G P, Martin R E. Airborne spectranomics: mapping canopy chemical and taxonomic diversity in tropical forests. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 2009, 7(5): 269-276.
- [71] Kokaly R F, Asner G P, Ollinger S V, Martin M E, Wessman C A. Characterizing canopy biochemistry from imaging spectroscopy and its application to ecosystem studies. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(Suppl 1): S78-S91.
- [72] Reich P B, Walters M B, Ellsworth D S. Leaf age and season influence the relationships between leaf nitrogen, leaf mass per area and photosynthesis in maple and oak trees. *Plant, Cell & Environment*, 1991, 14(3): 251-259.
- [73] Niinemets Ü. Research review. Components of leaf dry mass per area-thickness and density-alter leaf photosynthetic capacity in reverse directions in woody plants. *New Phytologist*, 1999, 144(1): 35-47.
- [74] 肖艳芳, 周德民, 赵文吉. 辐射传输模型多尺度反演植被理化参数研究进展. *生态学报*, 2013, 33(11): 3291-3297.
- [75] Soenen S A, Peddle D R, Coburn C A. SCS+C: a modified Sun-canopy-sensor topographic correction in forested terrain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(9): 2148-215