中国科学: 信息科学 2010 年 第 40 卷 增刊: 21 ~ 37
www.scichina.com info.scichina.com
《中国科学》杂志社
SCIENCE CHINA PRESS

评 述

# 基于遥感的作物氮素营养诊断技术: 现状与趋势

陈鹏飞[①*], 孙九林[①], 王纪华[②], 赵春江[①]

① 中国科学院地理科学与资源研究所, 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101
② 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097
* 通信作者. E-mail: pengfeichen-001@hotmail.com

收稿日期: 2010–05–09; 接受日期: 2010–08–05
资源与环境信息系统国家重点实验室自主研发课题 (批准号: 088RA102SA)、国家自然科学基金 (批准号: 40771146, 40801180) 和广东省中科院全面战略合作项目 (批准号: 2009B091300138) 资助

**摘要** 准确诊断作物氮素营养状况是实现氮肥优化管理的前提. 遥感可全覆盖、大面积同步监测作物多种形态和理化参数. 将其应用于氮素营养诊断, 对指导施肥管理具有重要意义. 基于遥感手段开展作物氮素营养诊断研究已有几十年, 将其成果加以总结, 并分析存在的问题, 有利于更好地促进遥感技术在该领域中应用. 本文综述了基于遥感的作物氮素营养诊断技术发展现状, 分析提炼了科学问题, 在此基础上提出了本领域若干研究方向, 期望能对相关领域研究者有所启发.

**关键词**
氮素
遥感
作物

## 1 引言

氮素是作物生长、发育所必需的重要营养元素, 在提高作物光合能力, 增加同化产物等方面起着重要作用 [1]. 对大多数土壤来说, 其当季有效氮含量不能满足作物生长需要, 需要添加外来氮源, 因此氮肥管理是实现高产优质为目标的作物生产中最为重要的环节之一 [2]. 作物生长发育过程对氮的需求受土壤条件、农田气候及作物特性等综合因素的影响, 在时间、空间上变化很大 [3,4]. 为保证产量, 农民往往向田间施入过多氮肥 [5]. 氮肥滥施不但污染环境, 而且降低农民收益, 给农业生产带来不可估量的损失. 因此, 及时获取作物氮素营养状况, 根据作物对氮肥的时空需求, 精细、准确的调整化肥投入, 在保证产量和品质的前提下, 推广经济、有效的氮肥管理措施已成为当代农业的热门话题.

目前, 判定作物氮素营养亏缺的方法主要有两种: 一种根据作物的生长基质, 另一种根据作物自身的理化参数指标 [5]. 通过收集测定土壤肥力, 将其与目标值进行比较分析的方法最早被用于作物氮素营养诊断, 但是这种方法存在很大局限性. 首先, 土壤养分的释放、作物对养分的吸收受气候、土壤属性、作物管理措施等综合因素的影响, 通过收集土壤样品测定的肥力到底有多少能够释放并被作物吸收利用难于估算 [6]. 其次, 土壤氮素的空间变异往往很大, 需要进行密集采样, 耗费大量人力、物力 [7]. 与正常植株相比, 作物氮素营养缺乏时, 其自身生理、生化参数发生一系列改变, 研究表明这些参数可用于准确指示作物氮素营养状况 [5,8]. 常见的用于指示作物氮素营养状况的指标有: 氮素/叶绿素浓度 (单位干物质含氮、叶绿素量)、氮素/叶绿素累积量 (单位土地面积含氮、叶绿素总量)、生物量、叶面积指数、密度等. 其中氮素/叶绿素累积量、生物量、叶面积指数是群体指标, 而氮素/叶绿

引用格式: 陈鹏飞, 孙九林, 王纪华, 等. 基于遥感的作物氮素营养诊断技术: 现状与趋势. 中国科学: 信息科学, 2010, 40(增刊): 21–37

素浓度可以认为是个体指标, 它们反映了个体的平均状况. 这些指标均可通过实验室化学分析的手段获取, 但是田间样品收集、测定同样需要耗费大量的时间、人力、物力, 不利于及时对作物生长进行调控. 遥感技术根据物质在电磁波作用下形成的反映其成分和结构信息的光谱吸收与反射特征来实现对各种物质物理、化学组成的探测. 它具有快速、无损、可大面积同步观测的特点. 将其应用于以上作物参数的快速探测, 进而准确判定作物氮素营养状况, 对指导变量施肥管理具有重要意义.

## 2 国内外基于遥感的作物氮素营养诊断技术研究现状

基于遥感的作物氮素营养诊断涉及遥感信息获取、氮素营养诊断指标定量反演、氮素营养亏缺决策方法等 3 个方面. 以下就这 3 个方面的国内外发展现状向大家做一简单阐述.

### 2.1 遥感信息获取

遥感技术经过近几十年的发展, 已经成为人们从地面、空中、太空 3 个立体层面, 全方位获取自然资源和生态环境信息的重要手段.

在地面, 基于田间作业机械 (如拖拉机等)、观测塔以及人本身携带的传感器系统来获取作物光学信息, 已广泛应用于各种科学研究 [9~12]. 常见的传感器主要有 GreenSeeker, Yara N-sensor, MSR16R, ASD FR 2500 等. GreenSeeker 能获取植被近红外和红光波段反射光谱信息, 并根据其计算输出归一化差值植被指数 NDVI (normalized difference vegetation index), 具有主动光源. Yara N-Sensor 搭载在拖拉机上进行工作, 可获取植被可见光和近红外波段光谱信息, 能输出 NDVI 等多种植被指数值. MSR16R 在 0.46~1.75 μm 范围内根据用户需求最大可设置 16 个光谱波段, 并且同时测定植被反射光和入射光, 能在有云的天气条件下工作. GreenSeeker, Yara N-sensor, MSR16R 均为多光谱传感器, ASD FR 2500 便携式光谱仪为高光谱传感器, 能在 0.35~2.5 μm 内以小于 10 nm 的光谱分辨率获取植被连续的光谱信息. 相比于多光谱遥感信息, 高光谱具有更窄的波段宽度, 能探测植被反射光谱曲线上的细微光谱特征, 对准确反演作物生理生化组分 (如氮素) 信息具有重要意义. 地面遥感技术不受气溶胶等外界环境影响, 容易获得较准确的光谱信息. 依赖其开展地物光谱特征分析, 可为航空和航天设定传感器波段提供依据 [13]. 但地面遥感的观测范围有限, 不利于开展大面积遥感监测. 为此, 发展航空、航天遥感技术对于及时获取一定范围内作物长势信息, 开展宏观调控, 具有重要意义.

美国的"陆地卫星"(LANDSAT) 是世界上最早发射的对地遥感卫星, LANDSAT-1于1972 年发射[14]. 此后, 美国相继发射了LANDSAT-2, LANDSAT-3, LANDSAT-4, LANDSAT-5, TERRA, AQUA, IKONOS, EO-1 等多颗对地观测卫星, 特别是 EOS (earth observing system) 计划的提出和实施带动了新一轮对地观测技术发展的浪潮. 在前后相隔不超过 15 分钟内, AQUA, AURA, CLOUDSAT, CALIPSO, PARASOL 等卫星像一列火车一样顺序通过观测点, 通过它们所携带传感器的不同作用对云参数、气溶胶、温室气体、陆地植被进行立体观测, 被人们形容为 'A-Train'[15]. 除美国外, 法国的 SPOT 系列卫星、欧共体的 ERS 和 ENVISAT 卫星、加拿大的 RADARSAT 卫星等都在地球资源观测中发挥着巨大的作用. 这些卫星搭载传感器获取遥感信息的光谱覆盖范围从可见光到微波, 几何分辨率从几千米到零点几米, 光谱分辨率从几十纳米到 10 纳米左右, 为观测农业信息提供了丰富的数据源. 近十多年来, 我国也相继发射了多颗资源探测卫星, 如中巴资源卫星、北京一号小卫星、环境减灾卫星等, 它们在我国陆地资源监测中起着重要作用. 但与发达国家相比, 我国星载传感器获取遥感影像的几何分辨率、光谱分辨率还有待于进一步提高. 目前适宜农业定量遥感要求的主要遥感卫星的性能指标参见表 1.

**表 1 适宜农业定量遥感需求的主要遥感卫星的性能指标**

| 卫星平台 | 轨道参数 | | 搭载传感器 | 主要传感器性能参数 |
|---|---|---|---|---|
| | 重访周期 (天) | 过境地方时 | | |
| 美国 LANDSAT-5 | 16 | 10:00 | TM | 幅宽 185 km; 7 波段 [蓝、绿、红、近红外、短波红外 (1.55~1.75 μm)、短波红外 (2.08~2.35 μm)、热红外]; 热红外波段几何分辨率为 120 m, 其余波段几何分辨率为 30 m |
| 美国 LANDSAT-7 | 16 | 10:00 | ETM+ | 幅宽 185 km; 8 波段 [蓝、绿、红、近红外、短波红外 (1.55~1.75 μm)、短波红外 (2.09~2.35 μm)、热红外、全色]; 全色波段几何分辨率 15 m, 热红外波段几何分辨率为 60 m, 其余波段几何分辨率为 30 m |
| 美国 QUICKBIRD | 3~7 | 10:30 | QUICKBIRD | 幅宽 16.5 km; 5 波段 (蓝、绿、红、近红外、全色); 全色波段几何分辨率为 0.61 m, 多光谱几何分辨率为 2.44 m |
| 美国 IKONOS | 1.5 或 2.9 | 10:30 | IKONOS | 幅宽 11 km; 5 波段 (蓝、绿、红、近红外、全色); 全色波段几何分辨率为 1 m, 多光谱几何分辨率为 4 m |
| 美国 WORLDVIEW2 | 1.1 或 3.7 | 10:30 | WORLDVIEW2 | 幅宽 11 km; 9 波段 (蓝、绿、红、近红外、红边、海岸、黄、近红外 2、全色); 全色波段几何分辨率为 0.46 m, 多光谱几何分辨率为 1.8 m |
| 美国 ORBVIEW3 | < 3 | 10:30 | ORBVIEW3 | 幅宽 8 km; 5 波段 (蓝、绿、红、近红外全色); 全色波段几何分辨率为 1 m, 多光谱几何分辨率为 4 m |
| 美国 TERRA | 16 | 10:30 | MODIS, MISR,CERES, MOPITT, ASTER | ASTER: 14 波段, 几何分辨率有 15, 30, 90 m; MODIS: 36 波段覆盖 0.4~14.5 μm, 几何分辨率有 250, 500, 1000 m. MIS: 多角度传感器, 共有 5 个角度 (0, 26.1, 45.6, 60, 70.5), 4 个光谱波段 (蓝、绿、红、近红外) |
| 美国 NOAA | 1/2 | - | AVHRR/2, TOVS | AVHRR: 幅宽 2800 km; 5 波段 [可见光、近红外、热红外 (3 个)]; 各波段几何分辨率为 1.1 km |
| 美国 EO-1 | 16 | 10:00 | ALI, LAC, HYPERION | HYPERION: 幅宽 7.5 km, 0.4~2.5 μm 共设置 220 个波段, 波段宽度为 10 nm, 地面分辨率 30 m |
| 法国 SPOT-5 | 26 | 10:30 | HRG,HRS, VEGETATION | 幅宽 60 km; 5 波段 (绿、红、近红外、短波红外、全色); 全色波段几何分辨率为 5 或 2.5 m, 多光谱几何分辨率为 10 m |

续表 1

| 卫星平台 | 轨道参数 | | 搭载传感器 | 主要传感器性能参数 |
|---|---|---|---|---|
| | 重访周期 (天) | 过境地方时 | | |
| 印度 IRS-P6 | 5 或 24 | 10:30 | LISS-4, LISS-3, AWiFS | LISS-4: 幅宽 23.9 km; 全色; 几何分辨率 5.8 m. LISS-3: 幅宽 141 km; 4 波段 (绿、红、近红外、短波红外); 几何分辨率 23.5 m. AWiFS: 幅宽 737 km; 4 波段 (绿、红、近红外、短波红外); 几何分辨率 56 m |
| 日本 ALOS | 46 | - | PRISM, AVNIR-2, PALSAR | PRISM: 幅宽 70 km; 全色; 几何分辨率为 2.5 m. AVNIR-2: 幅宽 70 km; 4 波段 (蓝、绿、红、近红外); 几何分辨率 10 m. PALSAR: 主动式微波传感器, 具有多种极化方式 |
| 日本 JERS-1 | 44 | 10:30-11:00 | SAR | 幅宽 75 km; 几何分辨率: 方位方向 18 m、距离方向 18 m |
| 加拿大 RADARSAT | 24 | 6:00, 18:00 | SAR 侧视雷达 | 8 种工作方式, 几何分辨率 10∼100 m 不等; 幅宽 50∼500 km 不等 |
| 欧空局 ERS-1 | 35 | 10:30 | SAR 等 | SAR: 幅宽 100 km, 几何分辨率: 方位方向小于 30 m, 距离方向小于 26.3 |
| 欧空局 ENVISAT | 35 | - | ASAR, MERIS, AASTR, RA-2 | ASAR: 5 种工作模式, 幅宽 5∼400 km 不等, 几何分辨 10∼1000 m 不等 |
| 中巴卫星 CBERS-02B | 26 | 10:30 | CCD, HR, WFI | CCD: 幅宽 113 km, 5 波段 (蓝、绿、红、近红外、全色)、几何分辨率 20 m |
| 中国北京一号卫星 | 3∼7 | 10:30-11:30 | 多光谱 CCD, 全色 CCD | 多光谱: 幅宽 600 km, 3 波段 (绿、红、近红外)、几何分辨率 32 m. 全色: 幅宽 24.2 km, 几何分辨率 4 m |
| 中国 HJ-1A/B | 4 | 10:30 | 1A: CCD 相机、高光谱成像仪. 1B:CCD 相机、 | CCD: 幅宽 360 km (单台)、700 km (2 台), 5 波段 (蓝、绿、红、近红外、全色), 几何分辨率 30 m. 高光谱成像仪: 幅宽 50 km, 128 个波段覆盖 0.45∼0.95 μm 几何分辨率 100 m. 红外多光谱相机: 红外多光谱相机幅宽 720 km, 波段 4 个 (近红外 3 个、热红外 1 个), 几何分辨率 150 m (近红外)、300 m (热红外). |

航空遥感指利用各种飞机、飞艇、气球等作为传感器运载工具在空中进行观测的遥感技术. 载人飞机是航空遥感的主要平台之一, 它具有分辨率高, 机动灵活等特点. 美国的 DC-8、法国的 B-17、中国的 CITATION/II 等飞机均可作为航空遥感搭载平台. 飞机搭载的传感器可以为 CCD 数码相机、

成像光谱仪、合成孔径雷达及激光雷达等. 适宜航空测量的 CCD 相机一般具有红、绿、蓝 3 个波段. 相对于传统胶片式航测相机, 它的最大优势在于不增加飞行成本的条件下, 获取大重叠度的影像数据, 能够大幅度提高影像匹配、立体测图和三维重建的精度和可靠性 [16]. 常见的 CCD 相机主要有 UltraCamXp, ADS80, RolleiMetric AIC×4, Applanix DSS 439, SWDC(国产) 等. 在高光谱成像光谱仪方面, 美国的机载可见红外成像光谱仪 (airborne visible/infrared imaging spectrometer, AVIRIS) 在 0.4∼2.45 μm 的波长范围可获取 224 个连续的光谱波段图像, 波段宽度 10 nm. 当飞机在 20 km 高空飞行时, 图像地面分辨率可达 20 m. 我国研制的实用型模块化机载成像光谱仪 OMIS (operative modular imaging spectrometer) 在 0.4∼12.5 μm 的波长范围内共获取 128 个光谱波段图像, 其中在 0.4∼1.1 μm 的光谱分辨率为 10 nm. 世界各国机载成像光谱仪系统参见参考文献 [17]. 基于载人飞机获取遥感信息虽具有众多优点, 但其成本过高. 无人驾驶机可在超低空进行飞行作业, 避开云层, 对天气条件的要求较宽松, 且不需要专用机场, 在其上搭载传感器用于对地观测可使遥感信息获取成本大大降低, 已广泛应用于各个领域中, 成为未来航空器的发展方向之一 [18]. 美国 Biesemans 等 [19] 利用无人机遥感在美国北卡罗莱纳州进行自然灾害调查, 通过正射影像处理与分析准确评估场房和村庄的损失, 为灾害的治理提供了及时、准确的数据. 日本减灾组织使用 RPH1 和 YANMAHA 无人机携带高精度数码摄像机和雷达扫描仪对正在喷发的火山进行调查, 对灾情进行评估 [20]. 这些研究都取得了较好的结果, 但无人驾驶机也有一些问题亟待解决, 如重量较轻、载荷小、容易受风的影响、影像的后处理过程比较繁琐等. 与无人机一样, 飞艇也在低空作业, 对天气条件要求低, 具有机动灵活的特点. 另外其具有垂直起降、空中悬停、姿态平稳等特点, 安全性能要高于无人机, 但它抗风能力弱, 效率比较低 [21]. 系留气球作为低空遥感平台, 具有作业成本低、滞空时间长、部署灵活等优点 [21], 但是系留气球不适合空中快速移动, 在非专业情况下, 系留气球高度有限、抗风能力不强.

总体来说, 基于地基、卫星和载人飞机的遥感探测技术已经比较成熟, 在农业领域已广泛应用; 基于无人驾驶机、飞艇、系留气球等低空航空器的遥感技术, 具有机动灵活、对天气条件要求宽松、成本低等优势, 已成为卫星和载人飞机遥感探测技术的有效补充, 目前还处于发展阶段.

### 2.2 作物氮素营养诊断指标的定量反演

作物冠层反射光谱曲线上富含了重要的作物生理、生化参数信息. 针对这些信息, 国内外学者提出了众多反演作物生理、生化参数的方法. 根据使用光谱数据方式的不同, 大体可归为经验统计法和机理模型法两大类.

#### 2.2.1 经验统计法

经验统计法指基于已有数据, 建立目标参数与光谱信息间定量关系模型, 利用预测模型对目标参数目前或将来的状态进行诊断的方法. 它可细分为纯数理统计法和光谱指数法两种. 纯数理统计法指基于植被原始光谱或其导数光谱, 利用主成分分析、偏最小二乘回归分析、小波变换及人工神经网络等提取信息能力强的数学方法, 直接建立光谱信息与目标参数的关系模型, 利用模型对目标参数进行预测. 光谱指数由植被反射光谱曲线上某些特定波段反射率组合而成, 波段组合的选取参照一定的物理基础, 能部分消除环境背景的影响, 提高对目标参数的敏感性. 光谱指数法基于光谱指数与目标参数间的相关关系模型来实现对目标参数的预测.

1) 纯数理统计法.

Hansen 等 [22] 用偏最小二乘法分析了 438∼883 nm 以 1 nm 为间隔的冬小麦冠层反射光谱数据,

建立了诊断小麦植株氮浓度的预测模型, 模型的预测决定系数达 $R^2$=0.71. 张喜杰等 [11] 利用自然光照条件下温室黄瓜叶片的反射光谱, 用偏最小二乘法获取了反应作物氮素营养状况的反射光谱信息, 成功实现了黄瓜氮素营养状况的快速诊断. 孙焱鑫等 [12] 基于冬小麦冠层光谱数据, 利用遗传算法的广义回归神经网络模型, 成功反演了冬小麦叶片氮浓度信息. 氮素是叶绿素的主要组成成分之一, 植物缺氮叶绿素合成减少, 叶片失绿. 大量研究表明氮素与叶绿素之间有很好的相关性 [23~25], 因此叶绿素可用于指示作物氮素营养状况. 赵祥等 [26] 基于不同水、肥处理下小麦冠层反射光谱数据, 用偏最小二乘回归法建立了叶绿素浓度的反演模型, 模型具有较高的反演精度, 其预测决定系数达 0.8 以上. 宋开山等 [27] 关于小波变换提取大豆冠层反射光谱信息预测叶片叶绿素 a 和 b 浓度的研究表明, 可以通过小波变换提取光谱信息预测大豆叶片叶绿素浓度. Darvishzaheh 等 [28] 的研究表明基于偏最小二乘分析技术, 草地冠层高光谱信息可以用来准确反演叶绿素浓度. 虽然这种利用遥感数据的方法能获得较好结果, 但不少学者指出它缺乏机理性, 有时候选出的与氮素或叶绿素建立回归关系的光谱波段不是任何物质的特征吸收波段, 往往只适合研究者当时的研究情况, 很难在不同地点甚至同一地点不同年份推广应用 [29,30].

2) 光谱指数法.

光谱指数法具有一定的机理性, 而且结构简单, 便于人们理解和应用, 是目前作物长势监测、产量预报的主要方法. 根据设计的初衷, 光谱指数可归为以下几类: 氮素光谱指数 [22,31]、色素光谱指数 [32,33]、叶面积指数光谱指数 [34,35]、旱情光谱指数 [36~38] 等. 作物缺氮时, 其体内氮素、叶绿素及生物量发生一系列变化, 因此涉及作物氮素营养诊断的光谱指数主要有氮素光谱指数、叶绿素光谱指数和叶面积指数光谱指数.

i) 氮素光谱指数.

氮的特征吸收波段主要在短波红外区, 具体位于 1510, 1730, 1940, 1980, 2060, 2180, 2240, 2300 和 2350 nm[39,40]. 这些特征波段可用于设计诊断作物干植株或叶片的氮素光谱指数, 但农民需要了解的是正在生长的作物的长势状况, 需要遥感能够探测新鲜植株或叶片的氮素含量. 新鲜植株或叶片在 1450 和 1940 nm 附近有两个强水分吸收区域, 水分的强烈吸收掩盖了临近氮素的吸收特征, 使上述氮素吸收特征波段不能用来设计诊断新鲜植株或叶片的氮素光谱指数. 例如: Kokaly 等 [41] 的研究表明连续统去除法是一种高效提取光谱信息的方法, 但用它来提取短波红外区含氮化合物的吸收特征时, 植被含水量要低于 10 %. 这对于在自然界中多数正在生长着的植被来说几乎是不可能的. 由于氮素与叶绿素之间存在很好的相关关系, 国内外学者往往根据叶绿素在可见光区的特征吸收波段来设计诊断氮素的光谱指数. 表 2 列出了用于诊断氮的光谱指数. Hansen 和 Schjoerring[22] 基于 NDVI 的公式, 将以 1 nm 为间隔的冬小麦冠层光谱反射率数据成对组合取代 NDVI 计算公式中的近红外波段和红光波段, 筛选对叶片氮浓度变化最敏感的波段组合, 最终确定由 573 nm (绿波段) 和 440 nm (蓝波段) 组成的归一化差值光谱指数. 参照比值植被指数 (ratio vegetation index, RVI) 的计算公式, Xue 等 [42] 利用类似的方法设计了诊断小麦植株氮累积量和水稻植株氮累积量的光谱指数. 基于一定公式, 采取成对组合所获得光谱曲线上所有波段, 筛选对目标参数最敏感组合的方法来构建光谱指数, 缺乏机理性解释, 容易出现所筛选波段不在目标参数特征吸收波段上的现象. 冠层反射光谱的红边区域通常被认为富含作物的生理、生化参数信息, 研究表明红边位置与作物氮素营养水平密切相关 [43]. Cho 等 [43] 提出了新的计算作物冠层反射光谱红边位置的方法 — 线性外插法. 基于此法提取的红边位置信息, Cho 等建立了预测小麦植株、玉米叶片和混合牧草植株氮浓度的预测模型. Eitel 等 [31] 提出光谱指数 MCARI/MTVI2 (ratio of modified chlorophyll absorption ratio index to the second modified triangular

vegetation index), 并用它很好地估测了春小麦叶片氮浓度. 植被冠层反射光谱红边区域一阶导数光谱曲线上存在双峰现象 [44~46], Chen 等 [47] 的研究表明双峰相对高度的变化与植株氮浓度密切相关, 为此他们设计了双峰冠层氮指数 (double-peak canopy nitrogen index, DCNI) 以追踪双峰相对高度的变化. DCNI 的构建考虑了消除叶面积变化对氮浓度诊断的干扰, 从而达到了准确探测植株氮浓度的目的.

**表 2 氮素光谱指数**

| 中文名 | 英文名及缩写 | 公式 | 发明者 |
|---|---|---|---|
| 最优植被指数 | optimal vegetation index, $Vi_{opt}$ | $(1+0.45)((R_{800})^2+1)/(R_{670}+0.45)$ | Reyniers 等 [48] |
| 蓝 — 绿波段归一化 | normalized difference vegetation | $(R_{573}-R_{440})/(R_{573}+R_{440})$ | Hansen 等 [22] |
| 差值植被指数 a) | index green-blue[a)], $NDVI_{g-b}$ | | |
| 比值光谱指数 II[a)] | ratio vegetation index II[a)], RVI II | $R_{810}/R_{560}$ | Xue 等 [42] |
| 氮反射率指数 | nitrogen reflectance index, NRI | $(R_{800}/R_{550})_{\text{target}}/(R_{800}/R_{550})_{\text{reference}}$ | Bausch 等 [49] |
| 联合光谱指数 | combined index, MCARI/MTVI2 | MCARI/MTVI2<br>MCARI: $(R_{700}-R_{670}-0.2(R_{700}-R_{550}))$<br>$(R_{700}/R_{670})$ MTVI2: $1.5(1.2(R_{800}-R_{550})$<br>$-2.5(R_{670}-R_{550}))/\text{sqrt}((2R_{800}+1)^2$<br>$-(6R_{800}-5\text{sqrt}(R_{670}))-0.5)$ | Eitel 等 [31] |
| 红边位置 (线性外插法) | red edge position, REP | REP 为过导数光谱曲线上 680 和 694 nm 两点的直线与过 732 和 760 nm 两点的直线的交点. | Cho 等 [43] |
| 双峰冠层氮指数 | double-peak canopy nitrogen Index, DCNI | $(R_{720}-R_{700})\ /\ (R_{700}-R_{670})$ / $(R_{720}-R_{670}+0.03)$ | Chen 等 [47] |

a) 由本文命名; $R_i$ 为在波段 $i$ 的反射率

ii) 叶绿素光谱指数.

叶绿素在可见光波段有明显的吸收特征, 且与植物氮素有较强的相关性. 几十年来, 学者们提出了众多诊断叶绿素的光谱指数. 这其中有代表性的指数如表 3 所示. Guyot 等 [50] 利用红边位置来估测植被叶绿素信息. Peñuelas 等 [51] 根据逆境条件下, 植被叶绿素与类胡萝卜素相对含量的变化及其在光谱曲线上光谱特征的响应设计了归一化色素叶绿素指数 (normalized pigment chlorophyll index, NPCI), 用于诊断植被叶绿素信息. Daughtry 等和 Haboudane 等根据红光波段 (670 nm) 反射率相对于绿光波段 (550 nm) 和红边波段 (700 nm) 反射率随植被叶绿素浓度变化而变化的现象, 分别构建了改进叶绿素吸收比值指数 (modified chlorophyll absorption ratio index, MCARI) 和转换叶绿素吸收反射率指数 (transformed chlorophyll absorption in reflectance index, TCARI). 基于这两个指数, 他们很好地预测了玉米叶片叶绿素浓度, 但其研究也指出这两个光谱指数在估测植被叶绿素浓度时容易受叶面积变化的影响. 为减少叶面积变化对叶绿素浓度诊断的干扰, 他们建议将 MCARI 和 TCARI 与反应植被冠层叶面积状况的指数最优土壤调整植被指数 (optimized of soil-adjusted vegetation index, OSAVI) 做比值来改进叶绿素浓度反演效果, 从而构建了光谱指数 MCARI/OSAVI 和 TCARI/OSAVI[32,33]. Oppelt 等 [52] 利用绿色植被反射光谱曲线上红光处的吸收谷, 基于连续统去除法设计了叶绿素吸收累积指数 (chlorophyll absorption integral, CAI), 并用它准确估测了小麦叶片叶绿素累积量. Dash

等 [53] 根据中分辨率成像光谱仪 (medium resolution imaging spectrometer, MERIS) 的光谱波段设置情况, 利用健康植被与逆境植被在 680, 710 和 750 nm 光谱反射率的差别, 设计了 MERIS 陆地叶绿素指数 (MERIS terrestrial chlorophyll index, MTCI). Gilelson 等 [54] 根据 Kortüm 提出的发射函数公式 $f(R_\infty)$ ($f(R_\infty) = (1 - R_\infty^2)/(2\ R_\infty) = a/b$($a$ 为吸收系数, 其在可见光波段主要取决于叶绿素等色素; $b$ 为散射系数)), 提出了设计叶绿素光谱指数的 3 个步骤, 即: 1) 寻找对叶绿素吸收反应最敏感的特征波段 B1. 2) 寻找对叶绿素吸收反映不敏感, 但对其他色素吸收反映基本与 B1 波段相同的波段 B2. 用 B2 波段来消除其他色素对 B1 波段的影响. 3) 寻找对色素吸收不敏感、但对叶片散射作用响应与 B1 相同的波段 B3, 用来消除叶片散射对 B1 波段的影响. 根据这 3 个波段, 他构建了新的叶绿素光谱指数. Haboudane 等命名其为 R-M(Red Model)[55]. 基于 R-M, Gitelson 成功预测了玉米、大豆叶片叶绿素累积量.

**表 3　叶绿素光谱指数**

| 中文名 | 英文名及缩写 | 公式 | 发明者 |
|---|---|---|---|
| 归一化色素叶绿素指数 | normalized pigment chlorophyll index, NPCI | $(R_{680} - R_{430})/(R_{680} + R_{430})$ | Peñuelas 等 [51] |
| 改进叶绿素吸收比值指数 | modified chlorophyll absorption ratio index, MCARI | $(R_{700} - R_{670} - 0.2(R_{700} - R_{550}))$ $(R_{700}/R_{670})$ | Daughtry 等 [32] |
| 转换叶绿素吸收反射指数 | transformed chlorophyll absorption, in reflectance index, TCARI | $3((R_{700} - R_{670}) - 0.2(R_{700} - R_{550})$ $(R_{700}/R_{670}))$ | Haboudane 等 [33] |
| 联合光谱指数 II[a)] | TCARI/OSAVI | TCARI/OSAVI<br>TCARI: $3((R_{700} - R_{670})$ $-0.2(R_{700} - R_{550})\ (R_{700}/R_{670}))$<br>OSAVI: $1.16(R_{800} - R_{670})/$ $(R_{800} + R_{670} + 0.16)$ | Haboudane 等 [33] |
| MERIS 陆地叶绿素指数 | meris terrestrial chlorophyll index, MTCI | $(R_{750} - R_{710})/(R_{710} - R_{680})$ | Dash 等 [53] |
| 冠层叶绿素指数<br>红边模型 | canopy chlorophyll index, CCI<br>red model, R-M | $D_{720}/D_{700}$<br>$R_{750}/R_{720} - 1$ | Sim 等 [56]<br>Gitelson 等 [54] |
| 红边位置(线性内插法) | red edge position, REP | $700 + 40(R_{re} - R_{700})/(R_{740} - R_{700})$<br>$R_{re}$: $(R_{670} + R_{780})/2$ | Guyot 等 [50] |

a) 由本文命名; $R_i$ 为在波段 $i$ 的反射率;$D_i$ 为在波段 $i$ 的反射率的导数

iii) 叶面积光谱指数.

与同生育期正常植株相比, 作物氮素营养缺乏时, 叶面积变小、地上生物量减少, 因此叶面积指数可用于诊断同生育期作物的氮素营养状况. 目前常用诊断叶面积指数的光谱指数见表 4. Pearson 和 Miller[34] 根据近红外、红光波段反射率值的反差随植被叶面积增大而增大的现象, 提出了比值植被指数 RVI. 基于相同原理, Rouse 等 [57] 提出归一化差值植被指数 NDVI. NDVI 是目前使用最广泛的光谱指数. 不过, NDVI 存在许多不足, 如在较高植被密度下容易对植被盖度、生物量、叶面积变化不敏感, 出现所谓的 “饱和” 现象; 对下垫面、大气等干扰因素变化敏感等. 为改进 NDVI, 研究者提出了一些新指数, 如能克服低植被覆盖条件下土壤背景影响的土壤调整植被指数 (soil adjusted vegetation index, SAVI)[35], 改进土壤调整植被指数 (modified soil adjusted vegetation index, MSAVI)[58], 最优土壤调整

植被指数 [59] 和同时具有抗大气干扰和下垫面影响能力的增强型植被指数 (enhanced vegetation index, EVI)[60]. 这些光谱指数在较低植被密度条件下能很好预测植被叶面积指数和地上生物量, 但在较高植被密度条件下, 仍会出现 “饱和” 现象, 使预测叶面积指数和生物量的能力显著下降 [61]. 为克服这一缺点, 陈鹏飞等 [62] 对 Broge 提出的三角光谱指数 (triangular vegetation index, TVI) 进行改进, 设计了红边三角光谱指数 (red-edge triangular vegetation index, RTVI).

**表 4 叶面积光谱指数**

| 中文名 | 英文名及缩写 | 公式 | 发明者 |
|---|---|---|---|
| 归一化差值植被指数 | normalized difference vegetation index, NDVI | $(R_{800}-R_{670})/(R_{800}+R_{670})$ | Rouse 等 [57] |
| 土壤调整植被指数 | soil-adjusted vegetation indices, SAVI | $1.5(R_{800}-R_{670})/(R_{800}+R_{670}+0.5)$ | Huete[35] |
| 三角植被指数 | triangular vegetation index, TVI | $0.5(120(R_{75}-R_{550})-200(R_{670}-R_{550}))$ | Broge 等 [63] |
| 改进土壤调整植被指数 | modified soil-adjusted vegetation index, MSAVI | $(2R_{800}+1-\mathrm{sqrt}((2R_{800}+1)-8(R_{800}-R_{670})))/2$ | Qi 等 [58] |
| 最优土壤调整植被指数 | optimized of soil-adjusted vegetation index, OSAVI | $1.16(R_{800}-R_{670})/(R_{800}+R_{670}+0.16)$ | Rondeaux 等 [59] |
| 增强型植被指数 | enhanced vegetation index, EVI | $2.5(R_{800}-R_{670})/(R_{800}+6R_{670}-7.5R_{490}+1)$ | Huete 等 [60] |
| 宽范围植被指数 | wide dynamic range vegetation index, WDRVI | $(aR_{800}-R_{670})/(aR_{800}+R_{670})$ | Gitelson[61] |
| 绿波段归一化差值植被指数 | green normalized difference vegetation index, GNDVI | $(R_{800}-R_{550})/(R_{800}+R_{550})$ | Gitelson 等 [64] |
| 改进三角植被指数 2 | modified triangular vegetation index 2, MTVI2 | $1.5(1.2(R_{800}-R_{550})-2.5(R_{670}-R_{550}))/\mathrm{sqrt}((2R_{800}+1)^2-(6R_{800}-5\mathrm{sqrt}(R_{670}))-0.5)$ | Haboudane 等 [65] |
| 红边三角光谱指数 | red-edge triangular vegetation index RTVI | $(100(R_{750}-R_{730})-10(R_{750}-R_{550}))*\mathrm{sqrt}(R_{700}/R_{670})$ | 陈鹏飞等 [62] |

综上所述, 针对涉及作物氮素营养诊断的不同目标参数, 学者们已构建了一系列光谱指数. 这些光谱指数虽然具有一定的物理基础, 最大限度考虑了消除背景信息的影响, 但多数光谱指数仍受作物冠层结构参数 (叶倾角分布函数、叶片内部结构参数) 和背景信息的影响 [66]. 另外, 目标参数的定量反演需要借助统计分析法, 建立光谱指数与目标参数间的定量关系模型, 通过模型运算实现. 由于多种因素能够影响植被指数, 同种光谱指数在不同作物或者不同地区很可能与目标参数的相关关系并不相同, 这样基于植被指数的参数反演还是一种经验统计的方法.

### 2.2.2 机理模型法

叶片光学模型通过输入一定的参数描述光子在叶片内的散射和吸收, 模拟叶片的反射光谱, 具有明确的物理意义. 目前常用的叶片光谱模拟模型主要有 PROSPECT[67] 和 LEAFMOD[68]. 冠层光谱的模拟需要借助于冠层结构模拟模型. 它们以叶片反射光谱, 冠层结构参数为输入, 借助一些反射和透射理论, 模拟植被冠层光谱. 冠层结构模拟模型分为辐射传输模型、几何光谱模型和计算机模拟模型.

其中辐射传输模型的理论基础是辐射传输 (RT) 方程和平均冠层透射理论, 典型的模型有 Suits, SAIL, Nilson-Kuusk 和 Hapke 等 [69~72]. 几何光学模型将地面目标假定为一定形状的几何体, 引入四分量 (光照植被, 阴影植被, 光照地面和阴影地面) 的概念来解释植被冠层光谱, 典型的模型有 Li-Strahler 几何光学模型 [73] 等. 计算机模拟模型基于计算机图形学产生植被的真实结构, 并利用光子追踪法或辐射通量法来计算植被的反射. 其最大的优点是逼真, 理论上可以模拟任何植被结构, 代表模型为 Goel 的 DIANA[74]. 叶片光学模型与冠层结构模拟模型的结合实现了以叶片生理、生化组分信息、叶片结构信息、冠层结构信息、太阳天顶角、太阳方位角、观测天顶角等参数为输入, 模拟冠层反射光谱. 其逆向过程是利用叶片光学模型与冠层结构模拟模型反演作物生理、生化参数的基本思路. 结合 PROSPECT 和 SAIL 模型是目前植被生化参数反演中常采用的方法. 基于经过大气校正的 AVIRIS 数据, Jacquemoud 等 [75] 分析了利用 PROSPECT+SAIL 模型进行植物生理、化学参数反演的可行性, 结果表明叶片叶绿素浓度、叶片含水量两参数可从模型中较准确地反演出来, 而叶面积指数和叶倾角等信息很难从模型反演. Marie 等 [76] 利用 PROSPECT+SAIL 模型, 通过建立查找表的方法反演了叶片叶绿素浓度. 颜春燕等 [29] 采用分步反演的策略, 用 PROSPECT+SAIL 模型较为准确的反演了叶绿素浓度. 虽然这些研究都取得了较好的结果, 但在实际应用中, 利用遥感机理模型进行植被参数反演还存在不少问题. 计算机模拟的方法可以作为验证其他模型或探索新的解析近似的工具, 由于其复杂性, 目前实际上无法反演 [77]. 另外, 几何光学模型和辐射传输模型在处理植被结构时目前还不能同时考虑植被组分的尺度大小、空间距离和非随机分布特征. 这显然不能完整地反映出植被的真实情况. 因此, 基于机理模型的植被参数反演技术在其广泛应用于生产实践之前, 还有待于进一步的研究.

### 2.3 作物氮素营养亏缺决策方法

在基于遥感的作物氮素营养诊断中, 人们多依赖遥感反演出的氮/叶绿素浓度、氮/叶绿素累积量、叶面积指数、生物量、密度等参数中的某一种来判定作物氮素营养状况, 进而进行施肥管理. Ehlert 等 [78] 在 2000~2001 年根据从遥感反演的田间冬小麦生物量状况进行变量施肥管理. Lukina 等 [79] 根据利用光谱指数 NDVI 反演冬小麦植株氮累积量和估测的潜在产量来进行变量施肥管理. Wood 等 [80] 在英国小麦栽培实验中, 利用遥感反演的群体密度来指导变量施肥, 若作物群体密度大于标准值, 则施肥量低于标准用量, 若群体密度小于标准值, 则施肥量高于标准用量. 密苏里州立大学的 Scarf 等 [81] 根据未施肥区玉米的绿度值与饱和施肥区 (玉米生长过程中供应足够多肥料以供玉米生长的处理小区) 玉米绿度值的差异来判定未施肥区玉米氮素营养状况并开展变量施肥管理. 但是这些参数各自只代表了生长着作物的某一方面信息, 单独利用它们中的一种来判定作物氮素营养状况会带来误差. 比如, 当各户农民播种时间不同或田块内不同部位农田小气候不同时, 田块间或田块内作物很可能出现物候期差异. 由于作物达到一定生物量所具有的最低氮浓度 (植株关键氮浓度) 随作物地上生物量的增大而减少 [82,83], 因此判定不同物候期作物养分是否亏缺的阈值应是不同的. 但从遥感影像上区分作物物候期的较小差异非常困难, 单独使用氮素/叶绿素浓度等反映作物长势的个体指标, 划定统一标准来判定作物氮素营养状况时, 会因为不同田块或田块内不同区域作物物候期差异而产生误差. 氮素/叶绿素累积量、生物量、叶面积指数是反映作物长势的群体参数, 单纯使用它们来反映作物氮素营养状况时, 既会由于田间作物物候期差异产生误差, 也会由于作物播种密度不同而产生误差.

近年来, 农学家的研究表明植株关键氮浓度与生物量成近似指数曲线关系 (图 1). 小麦、牧草、玉米、高粱、水稻、豌豆等作物的关键氮浓度曲线被相继提出. 基于关键氮浓度曲线, 研究者提出了氮营养指数 (nitrogen nutrition index, NNI), 其为作物实际植株氮浓度与对应生物量下关键氮浓度的

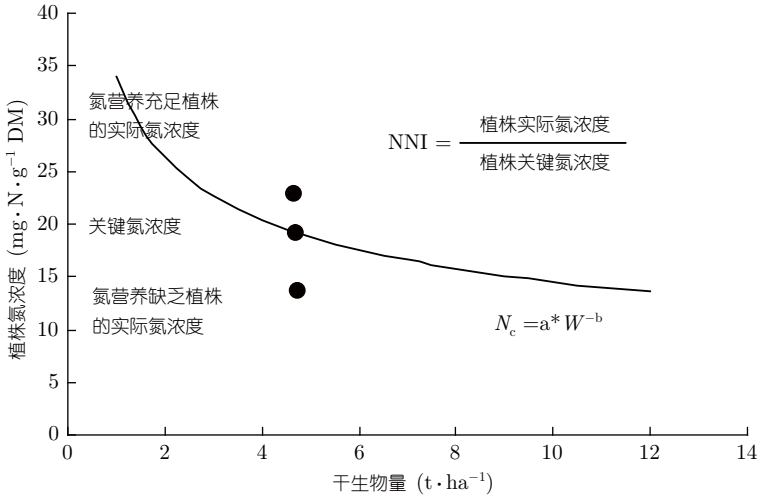


**图 1 地上部植株氮浓度与干生物量间的相关关系**

图中曲线为关键氮曲线 ($N_c$ 为关键氮度; $W$ 为干生物量)

比值. 当 NNI 大于 1 时, 作物氮素营养充足; 当 NNI 小于 1 时, 作物氮素营养缺乏. NNI 在作物氮素营养诊断中很好地利用了群体参数指标生物量和个体参数指标氮浓度在指示作物氮素营养状况中的不同作用, 其能很好克服物候期、播种密度等外界因素对氮素营养诊断的影响. Ziadi 等 [82] 在加拿大东部的研究指出, NNI 能很好地判定玉米的氮素营养状况, 并且其可用于准确估测玉米产终籽粒产量. Lemaire 等 [83] 指出实现 NNI 的遥感估测, 将对精准农业管理具有重要意义. 基于地面遥感数据, Mistele 等和陈鹏飞等相继实现了冬小麦和玉米的 NNI 遥感估测 [84,85], 但基于其他遥感探测平台及其他作物的 NNI 遥感估测研究还未见报道.

此外, 缺水、病害、虫害等胁迫同样会导致作物氮素/叶绿素浓度、氮素/叶绿素累积量、生物量、叶面积指数、密度等参数发生变化, 在作物反射光谱曲线上表现出一些相同的特征, 怎样利用遥感及其他技术在非破坏性取样条件下, 快速区分作物生长的限制因子, 对于正确的精准农业管理具有重要意义. 但是, 目前还缺乏多重胁迫下, 基于遥感及其他技术的作物氮素营养快速诊断研究.

## 3 存在的科学问题及发展方向

### 3.1 科学问题

作物氮素营养诊断技术经过几十年发展, 虽取得显著成果, 但还存在一些亟待解决的瓶颈问题.

#### 3.1.1 作物遥感信息的及时获取

基于遥感进行作物氮素营养诊断, 开展优化管理的前提是要能在作物生长的关键时期及时获取作物光学信息. 作物反射光谱的可见光 — 近红外波段富含反映作物生理、生化特征的重要信息, 是目前作物氮素营养状况遥感诊断主要使用的信息源. 基于卫星、载人飞机平台开展作物大面积遥感探测是目前两种比较成熟的技术, 但利用它们搭载传感器获取作物可见光 — 近红外波段光谱信息容易受天气状况的限制, 极易错过作物关键生育期. 怎样及时获取作物遥感信息源已成为制约遥感应用的瓶颈问题.

### 3.1.2 高 “鲁棒” 性作物参数遥感反演模型的构建

在目前已有的各种作物参数遥感反演方法中, 基于经验统计法反演作物氮素营养诊断指标简单、便于用户掌握和使用, 是目前生产实践中常采用的方法. 但是这种方法的普适性较差, 为满足预测精度, 往往需要在不同地点或同一地点不同年份对模型进行修正或构建不同模型. 机理模型法能够从光、植被、背景相互作用的物理基础来解释植被的各种光学特征, 理论上其在反演植被生理、生化参数时具有高 “鲁棒” 性. 但是, 目前还没有一种模型能够真实模拟现实中各种植被的光学特征, 并且由于其复杂性, 逆向反演各种生理生化参数还存在一系列问题, 如 “病态” 反演等. 怎样结合两者的优点, 构建具有高 “鲁棒” 性植被遥感反演模型, 需要研究.

### 3.1.3 多因素影响下作物氮素营养状况的判定

对于农民来说, 迫切需要了解的是作物生长受限的限制因子是什么, 以便进行准确调控. 遥感通过诊断作物生理、生化参数信息, 来实现对作物长势的探测. 但在现实中, 作物在缺水, 缺肥, 受病、虫灾的情况下, 体内往往会产生一些相同的变化, 这给利用遥感诊断作物生长限制因子提出了难题, 也阻碍了其进一步应用. 怎样利用遥感和其他技术结合来开展多因素影响下作物氮素营养诊断需要研究.

### 3.1.4 作物氮素营养诊断的尺度效应

观测对象空间变异尺度与遥感信息源几何分辨率的匹配问题是影响对象特征参数能否准确反演的重要因素. 遥感影像的几何分辨率过小, 容易出现混合像元, 不能反映植被特征的精细变化; 几何分辨率过大, 单个像元小于植被单株所占空间 (如树木), 将不能反映植被全貌. 对农业遥感来说, 作物个体相对较小, 尺度效应主要来自田块破碎度和作物生长限制因子的空间变异程度. 田块破碎度越大, 各种作物混合种植在一起, 需要相对较高几何分辨率影像来反映作物参数信息, 否则会出现混合像元, 影响反演精度. 作物长势受农田气候、土壤养分、管理措施等综合因素的制约, 这些作物生长限制因子的空间变异尺度同样应决定作物参数反演所用遥感信息源的几何分辨率. 因此, 理想条件下, 对于农田气候、土壤养分等作物生长限制因子及作物种植类型空间变异大的地区, 应采用高几何分辨率遥感信息源, 以便能反应作物形态指标和理化参数在空间中的精细变化; 对于作物生长限制因子及作物种植类型空间变异小的区域, 可采用低几何分辨率遥感信息源, 以节约生产管理成本. 但目前已开展的研究中, 多利用同种遥感信息源来开展大面积遥感探测, 这样必然会产生这样或那样的问题.

## 3.2 发展方向

### 3.2.1 多源多平台遥感信息获取与融合

无人驾驶机、热气球、飞艇等飞行器在低空作业, 其上搭载传感器进行遥感探测, 具有受天气影响小、成本低、机动灵活的特点. 因此, 针对这些平台需要加快研制相应的轻型传感器、开发遥感影像后处理技术及软件, 促进它们在生产实践中应用, 使其与常规卫星、载人飞机探测技术协同工作, 以便使各种技术相互弥补, 在作物关键生育期, 及时获取作物遥感信息. 微波遥感可实现对地物进行全天候观测, 目前已用于作物种植面积提取、产量估测等, 因此开展微波遥感与光学遥感协同反演作物生理、生化参数的研究具有重要意义. 不同遥感信息源具有不同的空间覆盖范围, 时间、几何、光谱分辨率, 需要研究各种遥感信息源的融合技术, 为作物参数反演提供准确、丰富的信息源.

### 3.2.2 普适性作物参数反演模型构建

对于作物参数反演问题, 从目前看, 一定时期内, 作物参数反演的经验统计法仍是农业生产中广泛应用的方法. 为建立高 “鲁棒” 性模型, 需要根据研究区域, 探讨合理的区划方法和年际间模型转移、修正技术, 以便在一定区域内, 通过若干年的建模过程, 使模型稳定下来, 从而达到后期可长期使用的目的. 从长远发展看, 研究光与植被冠层、内部生化组分相互作用的机理, 简化一些必要过程, 设计半经验 — 半机理的辐射传输模型, 给出可行的植被参数反演方案, 是今后建立普适性作物参数遥感反演模型的重要方向.

### 3.2.3 遥感与作物生长模型同化研究

作物生长模型可以动态模拟作物生长发育全过程, 能够描述出作物在各种环境条件下的生长、发育状况, 可用于诊断作物生长的限制因子. Fang 等 [86] 耦合 RZWQM(root zone water quality model) 和 CERES(crop environment resource synthesis) 模型, 模拟了不同水、肥条件下, 玉米、小麦的生长发育情况. Saseendran 等 [87] 在美国卡罗拉多地区开展的玉米灌溉实验表明 CERES-Maize 模型能够准确模拟玉米不同灌溉时间、灌溉量下的水、氮平衡, 可以利用其制定玉米生长季的灌溉措施. Paz 等 [88] 利用 CERES-Maize 生长模型模拟玉米生长发育, 开展变量施肥管理, 结果表明变量施肥区比均一施肥区施肥量少, 产量高. 虽然作物生长模型在模拟作物长势信息时具有许多优势, 但其需要输入大量的气候、土壤、作物参数信息. 在作物长势大面积监测中, 准确获取这些信息很困难, 使其推广应用受到一定的限制. 如前所述, 遥感技术的优势在于可大面积、同步获取作物光学信息, 进而反演作物生理、生化参数, 获取作物长势的空间变异信息. 由此可见, 遥感与模型存在优势上的互补, 两者合理结合既可利用模型机理性强的优点, 增加遥感农业监测、预报的准确性, 又可利用遥感数据同步大面积获取作物信息的能力, 解决作物模型从单点向区域扩展的数据难获取问题, 扩大作物模型应用范围. 因此, 需要研究作物生长模型与遥感的同化技术, 利用二者的优点, 解决多因素影响下作物氮素营养状况的快速诊断.

### 3.2.4 面向基于遥感的氮素营养诊断及氮肥精准管理需求的农田区划研究

面向作物氮素营养诊断的尺度效应问题, 需要结合全国土壤普查数据、各地区农田气候状况及种植制度与管理措施情况, 基于地理信息系统开展农田区划研究, 探讨将研究区域农田进行合理分区的方法. 针对不同分区, 探讨适宜的遥感信息源, 在满足作物生化参数准确反演和优化施肥管理需求的前提下, 最大程度节约成本.

## 4 结论

遥感作为一种快速分析手段, 在农作物氮素营养诊断研究中有其不可替代的作用. 虽然目前基于遥感的作物氮素营养诊断研究已取得一定成果, 但还存在着遥感信息源及时获取、高 “鲁棒” 性参数反演模型构建、多因素影响下氮素营养亏缺判定以及尺度效应等瓶颈问题, 本文建议需要有针对性地开展多源多平台遥感信息获取与融合研究、普适性作物参数反演模型构建研究、遥感与作物生长模型同化技术研究和氮素营养诊断及氮肥精准管理最佳农田区划研究等方面的工作, 以推动依托遥感和其他技术相结合开展大面积作物氮素营养诊断, 指导农民进行精准施肥管理.

## 参考文献


1 武维华. 植物生理学. 第一版. 北京: 科学出版社, 2004. 91
2 薛利红, 罗卫红, 曹卫星, 等. 作物水分和氮素光谱诊断研究发展. 遥感学报, 2003, 7: 73–80
3 Gupta R K, Mostaghimi S, McClellan P W, et al. Spatial variability and sampling strategies for $NO_3$-N, P, and K determinations for site-specitic Farming. Trans ASAE, 1997, 40: 337–343
4 Mamo M, Malzer G L, Mulla D J, et al. Spatial and temporal variation in economically optimum nitrogen rate for corn. Agron J, 2003, 95: 958–964
5 Tremblay N. Determining nitrogen requirements from crops characteristics. Benefits and challenges. In: Pandalai S G, ed. Recent Research Development in Agronomy and Horticulture, Vol. 1. Kerala: Research Signpost, 2004. 157–182
6 Raun W R, Solie J B, Johnson G V, et al. Improving nitrogen use efficiency in cereal grain production with optical sensing and variable rate application. Agron J, 2002, 94: 815–820.
7 Schröder J J, Neeteson J J, Oenema O, et al. Does the crop or the soil indicate how to save nitrogen in maize production? Reviewing the state of the art. Field Crops Res, 2000, 66: 151–164
8 Plénet D, Lemaire G. Relationships between dynamics of nitrogen uptake and dry matter accumulation in maize crops. Determination of critical N concentration. Plant Soil, 2000, 216: 65–82
9 Berntsen J, Thomsen A, Schelde K, et al. Algorithms for sensor-based redistribution of nitrogen fertilizer in winter wheat. Precis Agricul, 2006, 7: 65–83
10 Tremblay N, Wang Z, Ma B, et al. A comparison of crop data measured by two commercial sensors for variable-rate nitrogen application. Precis Agricul, 2009, 10: 145–161
11 张喜杰, 李民赞, 张彦娥, 等. 基于自然光照反射光谱的温室黄瓜叶片含氮量预测. 农业工程学报, 2004, 20: 11–14
12 孙焱鑫, 王纪华, 李保国, 等. 基于 GA 的 GRNN 高光谱遥感反演冬小麦叶片氮含量模型的建立与验证. 土壤通报, 2007, 38: 508–512
13 张宏名, 王家圣. 农作物光谱观测及自动记录方式. 遥感信息, 1988, 4: 9–10
14 梁家琳. 国内外遥感卫星发展动态. 测绘技术装备, 2001, 3: 3–15
15 廖宏, 汤金平. A-Train 系列卫星对大气的监测研究计划. 物理, 2010, 39: 488–489
16 万幼川, 张永军. 摄影测量与遥感学科发展现状与趋势. 工程勘察, 2009, 6: 6–12
17 刘良云, 高光谱遥感在精准农业中的应用研究. 博士后出站报告. 北京: 中国科学院遥感应用研究所, 2002. 3–4
18 范承啸, 韩俊, 熊志军, 等. 无人机遥感技术现状与应用. 测绘科学, 2009, 34: 214–215
19 Biesemans J, Everaerts J, Lewyckj N. Pegasus: remote sensing from a hale-uav. In: ASPRS annual convention. Baltimore, 2005[CD]
20 金伟, 葛宏立, 杜华强, 等. 无人机遥感发展与应用概况. 遥感信息, 2009, 1: 88–92
21 白由路, 杨俐苹, 王磊, 等. 农业低空遥感技术及应用前景. 农业网络信息, 2010, 1: 5–7
22 Hansen P M, Schjoerring J K. Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression. Remote Sens Environ, 2003, 86: 542–553
23 Boochs F, Kupfer G, Dockter K, et al. Shape of the red-edge as vitality indicator for plants. Int J Remote Sens, 1990, 11: 1741–1753
24 Madakadze I C, Madakadze R M. Field evaluation of the chlorophyll meter to predict yield and nitrogen concentration of switchgrass. J Plant Nutr, 1999, 22 : 1001–1010
25 Cartelat A, Cerovic Z G, Goulas Y, et al. Optically assessed contents of leaf polyphenolics and chlorophyll as indicators of nitrogen deficiency in wheat (triticum aestivum L.). Field Crops Res, 2005, 91: 35–49
26 赵祥, 刘素红, 王培娟, 等. 基于高光谱数据的小麦叶绿素含量反演. 地理与地理信息科学, 2004, 20: 36–39
27 宋开山, 张柏, 王宗明, 等. 小波分析在大豆叶绿素含量高光谱反演中的应用. 中国农业通报, 2006, 22: 101–108
28 Darvishzadeh R, Skidmore A, Schlerf M, et al. LAI and chlorophyll estimation for a heterougeneous grassland using hyperspectral measurements. ISPRS J Photogramm Rem Sens, 2008, 63: 409–426
29 颜春燕, 牛铮, 王纪华, 等. 光谱指数用于叶绿素含量提取的评价及一种改进的农作物冠层叶绿素含量提取模型. 遥感学报, 2005, 9: 742–750
30 Grossman Y L, Ustin S L, Jacquemoud S, et al. Critique of stepwise multiple linear regression for the extraction of leaf biochemistry information from leaf reflectance data. Remote Sens Environ, 1996, 56: 182–193

31 Eitel J U H, Long D S, Gessler P E, et al. Using in-situ measurements to evaluate the new RapidEye$^{TM}$ satellite series for prediction of wheat nitrogen status. Int J Remote Sens, 2007, 28: 4183–4190

32 Daughtry C S T, Walthall C L, Kim M S, et al. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. Remote Sens Environ, 2000, 74: 229–239

33 Haboudane D, Miller J R, Tremblay N, et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. Remote Sens Environ, 2002, 81: 416–426

34 Pearson R L, Miller L D. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the short-grass prairie. Pawnee National Grasslands. Colorado Ann Arbor, MI: ERIM, 1972. 1357–1381

35 Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). Remote Sens Environ, 1988, 25: 295–309

36 王鹏新, Wan Z, 龚健雅, 等. 基于植被指数和土地表面温度的干旱监测模型. 地球科学进展, 2003, 18: 527–533

37 赵英时. 遥感应用分析原理与方法. 北京: 科学出版社, 2003

38 阿布都瓦斯提 • 吾拉木. 基于 $n$ 维光谱特征空间的农田干旱遥感监测. 博士学位论文. 北京: 北京大学, 2006. 99–138

39 Curran P J. Remote sensing of foliar chemistry. Remote Sens Environ, 1989, 30: 271–278

40 Fourty T, Baret F, Jacquemoud S, et al. Description of its biochemical composition: direct and inverse problems. Remote Sens Environ, 56: 104–117

41 Kokaly R F, Clark R N. Spectroscopic determination of leaf biochemistry using band-depth analysis of absorption features and stepwise multiple linear regression. Remote Sens Environ, 1999, 67 : 267–287

42 Xue L H, Cao W X, Luo W H, et al. Monitoring leaf nitrogen status in rice with canopy spectral reflectance. Agron J, 2004, 96: 135–142

43 Cho M A, Skidmore A K. A new technique for extracting the red edge position from hyperspectral data: the linear extrapolation method. Remote Sens Environ, 2006, 101: 181–193

44 Zarco-Tejada P J, Miller J R, Mohammed G H, et al. Vegetation stress detection through chlorophyll $a+b$ estimation and fluorescence effects on hyperspectral imagery. J Environ Qual, 2002, 31: 1433–1441

45 Clevers J G P W, de Jong S M, Epema G F, et al. Derivation of the red edge index using MERIS standard band setting. Int J Remote Sens, 2002, 23: 3169–3184

46 Lemaire G, François C, Dufrêne E. Towards universal broad leaf chlorophyll indices using PROSPECT simulated database and hyperspectral reflectance measurements. Remote Sens Environ, 2004, 89: 1–28

47 Chen P, Driss H, Tremblay N, et al. New index for estimating crop nitrogen concentration using hyperspectral data. Remote Sens Environ, 2010, 114: 1987–1997

48 Reyniers M, Walvoort D J J, De Baardemaaker J. A linear model to predict with a multi-spectral radiometer the amount of nitrogen in winter wheat. Int J Remote Sens, 2006, 27: 4159–4179

49 Bausch W C, Duke H R. Remote sensing of plant nitrogen status in corn. Trans ASAE, 1996, 39: 1869–1875

50 Guyot G, Baret F, Major D J. High spectral resolution: determination of specral shifts between the red and the near infrared. Int Arch Photogr Rem Sens, 1988, 11: 740–760

51 Peñuelas J, Gamon J A, Fredeen A L, et al. Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen- and water-limited sunflower leaves. Remote Sens Environ, 1994, 48: 135–146

52 Oppelt N, Mauser W. Hyperspectral monitoring of physiological parameters of wheat during a vegetation period using AVIS data. Int J Remote Sens, 2004, 25: 145–159

53 Dash J, Curran P J. The MERIS terrestrial chlorophyll index. Int J Remote Sens, 2004, 25: 5003–5013

54 Gitelson A A, Viña A, Ciganda V, et al. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. Geophys Res Lett, 2005, 32: L08403

55 Haboudane D, Tremblay N, Miller J R. Remote estimation of crop chlorophyll content using spectral indices derived from hyperspectral data. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2008, 46: 423–437

56 Sims D A, Luo H, Hastings S, et al. Parallel adjustments in vegetation greenness and ecosystem $CO_2$ exchange in response to drought in a Southern California chaparral ecosystem. Remote Sens Environ, 2006, 103: 289–303

57 Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. NASA/GSFC, Type III, Final Report, Greenbelt, MD, USA. 1974. 1–371

58 Qi J, Chehbouni A, Huete A R, et al. A Modified Soil Adjusted Vegetation Index. Remote Sens Environ, 1994, 48: 119–126

59 Rondeaux G, Steven M, Baret F. Optimization of Soil-Adjusted vegetation indices. Remote Sens Environ, 1996, 55: 95–107
60 Huete A, Justice C, Liu H. Development of vegetation and soil indices for MODIS. Remote Sens Environ, 1994, 49: 224–234
61 Gitelson A A. Wide Dynamic Range Vegetation Index for Remote Quantification of Biophysical Characteristics of Vegetation. J Plant Physiol, 2004, 161: 165–173
62 陈鹏飞, Tremblay N, 王纪华, 等. 估测作物冠层生物量的新植被指数的研究. 光谱学与光谱分析, 2010, 30: 512–517
63 Broge N H, Leblanc E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density. Remote Sens Environ, 2001, 76: 156–172
64 Gitelson A A, Kaufman Y, Merzlyak M. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. Remote Sens Environ, 1996, 58: 289–298
65 Haboudane D, Miller J R, Pattey E, et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. Remote Sens Environ, 2004, 90: 337–352
66 Jacquemoud S, Bacour C, Poilvé H. Comparison of four radiative transfer models to simulate plant canopies reflectance: direct and inverse mode. Remote Sens Environ, 2000, 74: 471–481
67 Jacquemoud S, Baret F. PROSPECT: a model of leaf optical properties. Remote Sens Environ, 1990, 34: 75–91
68 Ganapol B D, Johnson L F, Hammer P D, et al. LEAFMOD: a new within-leaf radiative transfer model. Remote Sens Environ, 1998, 63: 182–193
69 Suit H. The calculation of the directional reflectance of vegetative canopy. Remote Sens Environ, 1972, 2 : 117–125
70 Verhoef W. Earth observation modeling based on layered scattering matrices. Remote Sens Environ, 1985, 17: 165–178
71 Nilson T, Kuusk A. A reflectance model of the homogeneous plant canopy and its inversion. Remote Sens Environ, 1989, 27: 157–167
72 Hapke B. Bidirectional reflectance spectroscopy, 1. Theory. J Geophys Res, 1981, 86: 3039–3054
73 Li X, Strahler A H. Geometric-optical bidirectional reflectance modeling of a conifer forest canopy. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 1986, 24: 906–919
74 Goel N S, Rozehnal I, Thompson R L. A computer graphics based model for scattering from objects of arbitrary shapes in the optical region. Remote Sens Environ, 1991, 36: 73–104
75 Jacquemoud S. Inversion of the PROSPECT+SAIL canopy reflectance model from AVIRIS equivalent spectra: theoretical study. Remote Sens Environ, 1993, 44: 281–292
76 Marie W, Frédéric B, Range B M, et al. Investigation of a model inversion technique to estimate canopy biophysical variables from spectral and directional reflectance data. Agronomie, 2000, (20): 3–22
77 黄文江. 作物株型的遥感识别与生化参数垂直分布的反演. 博士学位论文. 北京: 北京师范大学, 2005, 6
78 Ehlert D, Schmerler J, Voelker U. Variable rate nitrogen fertilization of winter wheat based on a crop density sensor. Precis Agric, 2004, 5: 263–273.
79 Lukina E V, Freeman K W, Wynn K J, et al. Nitrogen fertilization optimization algorithm based on in-senson estimates of yield and plant nitrogen uptake. J Plant Nutr, 2001, 24: 885–898
80 Wood G A, Welsh1 J P, Godwin1 R J, et al. Real-time measures of canopy size as a basis for spatially varying nitrogen applications to winter wheat sown at different seed rates. Biosyst Eng, 2003, 84: 513–531
81 Scharf P C, Schmidt J P, Kitchen N R, et al. Remote sensing for nitrogen management. J Soil Water Conserv, 2002, 57: 518–523
82 Ziadi N, Brassard M, Blanger G, et al. Critical nitrogen curve and nitrogen nutrition index for corn in eastern Canada. Agron J, 2008, 100: 271–276
83 Lemaire G, Jeuffroy M-H, Gastal F. Diagnosis tool for plant and crop N status in vegetative stage. Theory and practices for crop N management. Eur J Agron, 2008, 28: 614–624
84 陈鹏飞. 基于高光谱估测植株氮浓度及生物量的光谱指数研究与应用. 博士学位论文. 北京: 中国农业大学, 2009
85 Mistele B, Schmidhalter U. Estimating the nitrogen nutrition index using spectral canopy reflectance measurements. Europ J Agronomy, 2008, 29: 184–190
86 Fang Q, Ma L, Yu Q, et al. Modeling nitrogen and water management effects in a wheat-maize double-cropping system. J Environ Qual, 2008, 37: 2232–2242

87 Saseendran S A, Ahuja L R, Nielsen D C, et al. Use of crop simulation models to evaluate limited irrigation management options for corn in a semiarid environment. Water Resour Res, 2008, 44: W00E02

88 Paz J O, Batchelor W D, Babcock B A, et al. Model-based technique to determine variable rate nitrogen for corn. Agr Syst, 1999, 61: 69–75.

# Using remote sensing technology for crop nitrogen diagnosis: status and trends

CHEN PengFei[1], SUN JiuLin[1], WANG JiHua[2] & ZHAO ChunJiang[2]

[1]*State Key Lab of Resources and Environment Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100101*, China;*
[2]*National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing* 100097*, China*

**Abstract** For optimized nitrogen (N) management, crop N diagnosis is critical. Remote sensing technology can be used as a useful tool to monitor crops' biophysical and biochemical characters. Thus, it is significant to conduct N management based on remote detected crop N status. In recent decades, many studies have been done on crop N diagnosis by remote sensing. To promote its further development, it is important to summarize achievements and scientific questions in existing researches. This paper makes a summary of the development statuses of crop N diagnosis by remote sensing, gives a discussion of existing issues and suggests some directions for the future development.

**Keywords** nitrogen, remote sensing, crop