

基于 GF-1 卫星数据的冬小麦叶片氮含量遥感估算

李粉玲^{1,2}, 常庆瑞^{1,2*}, 申健¹, 王力¹

(1.西北农林科技大学资源环境学院, 杨凌 712100; 2. 农业部西北植物营养与农业环境重点实验室, 杨凌 712100)

摘要: 以陕西关中地区大田和小区试验下的冬小麦为研究对象, 探讨基于国产高分辨率卫星 GF-1 号多光谱数据的冬小麦叶片氮含量估算方法和空间分布格局。基于 GF-1 号光谱响应函数对地面实测冬小麦冠层高光谱进行重采样, 获取 GF-1 号卫星可见光-近红外波段的模拟反射率, 并构建光谱指数, 利用与叶片氮含量在 0.01 水平下显著相关的 8 类光谱指数, 分别建立叶片氮含量的一元线性、一元二次多项式和指数回归模型。通过光谱指数与叶片氮含量的敏感性分析, 以及所建模型的综合对比分析, 获取适合冬小麦叶片氮含量估算的最佳模型。结果表明: 模拟卫星宽波段光谱反射率和卫星实测光谱反射率间的相关系数高于 0.95, 具有一致性; 改进型的敏感性指数综合考虑了模型的稳定性、敏感性和变量的动态范围, 敏感性分析表明比值植被指数对叶片氮含量的变化响应能力最强; 综合模拟方程决定系数、模型敏感性分析、精度检验和遥感制图的结果, 认为基于比值植被指数建立的叶片氮含量估算模型适用性最强, 模拟结果与实际空间分布格局最为接近, 为基于 GF-1 卫星数据的区域性小麦氮素营养监测提供了理论依据和技术支持。

关键词: 卫星; 氮; 敏感性分析; GF-1; 冬小麦

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.09.022

中图分类号: TP79; S127

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2016)-09-0157-08

李粉玲, 常庆瑞, 申健, 王力. 基于 GF-1 卫星数据的冬小麦叶片氮含量遥感估算[J]. 农业工程学报, 2016, 32(9): 157-164. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.09.022 <http://www.tcsae.org>

Li Fenling, Chang Qingrui, Shen Jian, Wang Li. Remote sensing estimation of winter wheat leaf nitrogen content based on GF-1 satellite data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(9): 157-164. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.09.022 <http://www.tcsae.org>

0 引言

基于遥感图像的作物生化指标反演获取技术是多平台遥感精准农业信息获取的重点^[1]。高光谱遥感以其丰富的光谱信息在作物生理生化信息提取方面得到了广泛应用, 为多光谱卫星数据估算作物生化参数提供了理论依据^[2-3]。当前, 国内外专家学者针对作物叶面积指数(LAI)、植被覆盖度、生物量、叶绿素含量等生长指标的多光谱卫星遥感监测能力进行了探讨^[4-7]。氮素营养是作物需求量最大的营养元素, 它对作物的生命活动以及作物品质和产量的形成有着极其重要的影响。基于卫星遥感信息的冬小麦氮素营养状况监测认为, SPOT 5、Landsat TM、HJ-1A/1B 等中高空间分辨率数据在作物氮素含量的遥感监测中具有较好的适用性^[8-10], 但对于选用何种光谱波段和光谱指数能更有效、可靠地监测小麦氮素营养仍存在争论, 而基于中国自主研制的 GF-1 号卫星数据的冬小麦氮素含量遥感监测能力也有待研究。中国自 2011 年高分专项全面启动实施以来, 已经成功获取了来自 GF-1 和 GF-2 号卫星的遥感影像数据。GF-1 号卫星搭载了 2 m 全色相机、8 和 16 m 多光谱相机, 重访周期

为 41 d, 8 m 多光谱数据包含蓝(450~520 nm)、绿(520~590 nm)、红(630~690 nm) 和近红外(770~890 nm) 4 个波段。国内学者就 GF-1 卫星数据在作物长势遥感监测中的适用性展开了部分研究工作, 黄汝根等^[11], 李粉玲等^[12]基于 GF-1 遥感影像分别估算了华南地区亚热带典型作物和关中地区冬小麦的 SPAD 值。贾玉秋等^[13]研究表明基于 GF-1 和 Landsat 8 数据的玉米 LAI 反演结果具有空间一致性。为了进一步研究 GF-1 数据在农作物长势监测中的适应性, 本研究利用不同年份、不同施氮水平和不同品种类型的冬小麦冠层高光谱信息, 模拟国产高空间分辨率 GF-1 号卫星波段的光谱反射, 分析小麦叶片氮含量(leaf nitrogen content, LNC) 指标与模拟卫星波段光谱及光谱指数的定量关系, 探讨光谱指数对冬小麦叶片氮含量监测的灵敏性和适用性, 以期为基于 GF-1 卫星数据的区域性小麦氮素营养监测提供理论依据和技术支持。

1 材料与方法

1.1 试验设计

2013—2014 年在西北农林科技大学农作 1 站进行氮、磷肥胁迫小区试验, 土壤类型为红油土, 小区面积 12 m² (3 m×4 m), 供试品种为小偃 22。设置氮肥和磷肥 2 个因素各 6 个水平, 每个处理重复 2 次, 共 24 个试验小区, 氮肥和磷肥作为底肥一次施入, 管理按照大田模式进行。2012—2014 年在陕西杨凌区揉谷镇、扶风县召公镇巨良

收稿日期: 2015-11-06 修订日期: 2016-03-02

基金项目: 国家 863 计划项目 (2013AA102401)。

作者简介: 李粉玲, 讲师, 博士生, 主要从事农业遥感技术研究。杨凌 西北农林科技大学资源环境学院, 712100。Email: fenlingli@nwafu.edu.cn

※通信作者: 常庆瑞, 教授, 主要从事土地资源与空间信息技术。杨凌 西北农林科技大学资源环境学院, 712100。Email: changqr@nwafu.edu.cn

农场和扶风县杏林镇马席村开展冬小麦长势大田观测试验, 共布置大田样区 39 个, 最小大田面积为 80 m² (10 m×8 m), 由农户按照常规冬小麦种植方式进行管理。在冬小麦的返青期、拔节期、抽穗期和灌浆期进行冠层光谱和小麦植株采集。

1.2 冠层光谱及叶片全氮测定

采用美国 SVC HR-1024I 型光谱辐射仪测定冠层光谱, 它在 350~1 000 nm 的光谱分辨率为 3.5 nm, 采样间隔为 1.5 nm。选择晴朗无风的天气, 在 10:30—14:00 之间进行光谱测定。测量前进行标准白板校正, 观测时传感器垂直向下, 距离冠层 130 cm, 视场角 25°, 设置 1 次采样重复 10 次, 以其平均值作为该观测样点的光谱反射率。每个小区均匀采集 3 个样点, 大田采集 5 个样点, 以样点光谱数据的平均值作为该样区的冠层光谱反射数据。采集光谱的同时, 利用差分 GPS 同步采集样点经纬度坐标。在测量冠层光谱的区域选取有代表性小麦 20 株, 将其绿色叶片在 105℃ 杀青 30 min, 80℃ 烘干后称质量, 粉碎后采用凯氏定氮法测定叶片全氮含量。试验共获得 204 个样本数据, 其中有效光谱和叶片全氮数据样本 192 个。将全氮数值由小到大进行排序, 按照 4:1 的比例抽取训练集 (154 样本) 和验证集 (38 样本)。

1.3 卫星宽波段光谱模拟

将地面实测高光谱数据重采样为 1 nm, 根据 GF-1 卫星 8 m 多光谱相机的光谱响应函数, 利用式 (1)^[14] 模拟 GF-1 卫星蓝、绿、红和近红外波段的光谱反射。

$$R = \sum_{\lambda=\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} S(\lambda) \cdot R(\lambda) / \sum_{\lambda=\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} S(\lambda). \quad (1)$$

式中 R 是模拟卫星宽波段的反射率, λ_{\min} , λ_{\max} 分别为传感器光谱探测的起始和终止波长, $S(\lambda)$ 为传感器在 λ 波长的光谱响应函数值, $R(\lambda)$ 是小麦冠层光谱在 λ 波长的反射率。

1.4 GF-1 卫星数据处理

研究获取到杨凌地区 2014 年 3 月 10 日 GF-1 号 8 m 多光谱相机影像一景, 影像获取时间与试验的返青期采样时间一致。在 ENVI5.0 下, 对 GF-1 卫星影像进行辐射定标、大气校正和正射校正。基于面向对象和支持向量机分类算法对图像进行分类, 提取影像中冬小麦的覆盖

区域, 冬小麦的用户和制图精度均在 90% 以上。

1.5 数据分析与方法

基于 192 个模拟光谱数据构建多种光谱指数, 选择和叶片氮含量在 0.01 水平下显著相关, 且相关系数高于 0.6 的光谱指数 (表 1) 用于叶片氮含量估算。以训练集为基础, 建立基于光谱指数的小麦叶片氮含量遥感估算模型, 并对模型进行敏感性分析。采用验证集对预测模型进行精度检验。通过综合评定给出最优的冬小麦叶片氮含量估算模型, 并基于最优模型进行返青期冬小麦叶片氮含量遥感制图。光谱指数的计算以及光谱指数与叶片氮含量的相关分析和建模均在 Matlab 语言环境下编程实现。

表 1 遥感光谱指数及其计算公式

Table 1 Spectral indices and calculation

光谱指数 Spectral indices	计算公式 Equations
归一化植被指数(NDVI) ^[15]	$(R_{\text{nir}} - R_{\text{r}}) / (R_{\text{nir}} + R_{\text{r}})$
比值植被指数(RVI) ^[16]	$R_{\text{nir}} / R_{\text{r}}$
可见光大气阻抗指数(VARI) ^[17]	$(R_{\text{g}} - R_{\text{r}}) / (R_{\text{g}} + R_{\text{r}} - R_{\text{b}})$
土壤调节植被指数(MSAVI2) ^[18]	$0.5[(2R_{\text{nir}}+1)-[(2R_{\text{nir}}+1)^2-8(R_{\text{nir}}-R_{\text{r}})]^{1/2}]$
绿色比值植被指数(GRVI) ^[19]	$(R_{\text{nir}} / R_{\text{g}}) - 1$
标准叶绿素指数(NPCI) ^[20]	$(R_{\text{r}} - R_{\text{b}}) / (R_{\text{r}} + R_{\text{b}})$
作物氮反应指数(NRI) ^[21]	$(R_{\text{g}} - R_{\text{r}}) / (R_{\text{g}} + R_{\text{r}})$
综合指数(TCARI/OSAVI) ^[22]	$3[(R_{\text{nir}} - R_{\text{r}}) - 0.2(R_{\text{nir}} - R_{\text{g}})(R_{\text{nir}} / R_{\text{r}})] / [1.16(R_{\text{nir}} - R_{\text{r}})(0.16 + R_{\text{nir}} + R_{\text{r}})]$

注: R_{nir} 、 R_{r} 、 R_{g} 和 R_{b} 分别为近红外、红、绿和蓝波段的光谱反射率。

Note: R_{nir} , R_{r} , R_{g} and R_{b} represent reflectance of near-infrared, red, green and blue bands respectively.

2 结果与分析

2.1 叶片氮含量和冠层光谱特征分析

研究区全生育期叶片氮含量最小值为 0.19%, 最大值为 3.6%, 平均值为 1.55%, 具有中等空间变异性, 变异系数为 42.44%。可见光区的冠层光谱反射率随叶片氮含量的增加逐渐降低, 近红外波段随叶片氮含量水平的增加逐渐升高。对比返青期 18 个大田样区的模拟光谱反射率和对应 GF-1 卫星的观测光谱反射率 (图 1), 结果表明模拟 GF-1 卫星的蓝、绿、红和近红外宽波段光谱反射率和实际卫星光谱反射率显著相关, 相关系数在 0.95 以上, 两者具有一致性。

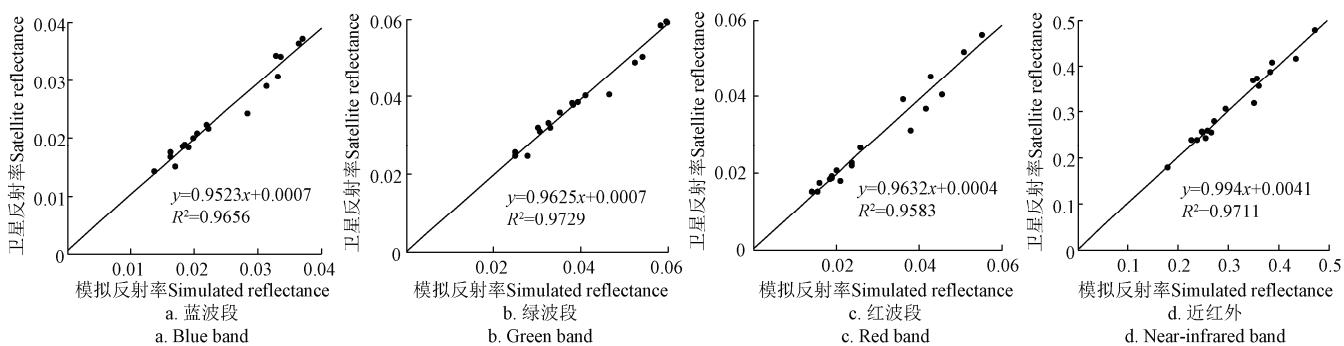


图 1 模拟反射率与卫星反射率空间分布

Fig.1 Relationship between simulated and satellite reflectance

2.2 光谱指数与叶片氮含量的相关分析

所筛选的光谱指数可以分为两类: 两波段指数, 即通过红、绿、蓝和近红外中的任意两个波段构建的光谱指数; 三波段指数, 如 VARI 和 TCARI/OSAVI 指数。基于 192 条样本光谱, 在对应光谱范围内构建任意两波段指数, 两波段指数和叶片氮含量线性回归的决定系数 R^2 分布如图 2。当卫星的探测波段和图 2 中与叶片氮含量相关性较好的波长区间相一致时, 认为这些光谱指数对 GF-1 卫星数据监测叶片氮含量是有效的。NDVI、RVI 和 MSAVI 是由近红外和红波段构建的光谱指数, 其中 RVI 指数和叶片氮含量的相关系数最高。当红波段取 610~690 nm, 近红外取 750~900 nm 时, RVI 与叶片氮含量的决定系数在 0.45 以上, GF-1 红波段和近红外波段的光谱范围正好包含了此波段区间。

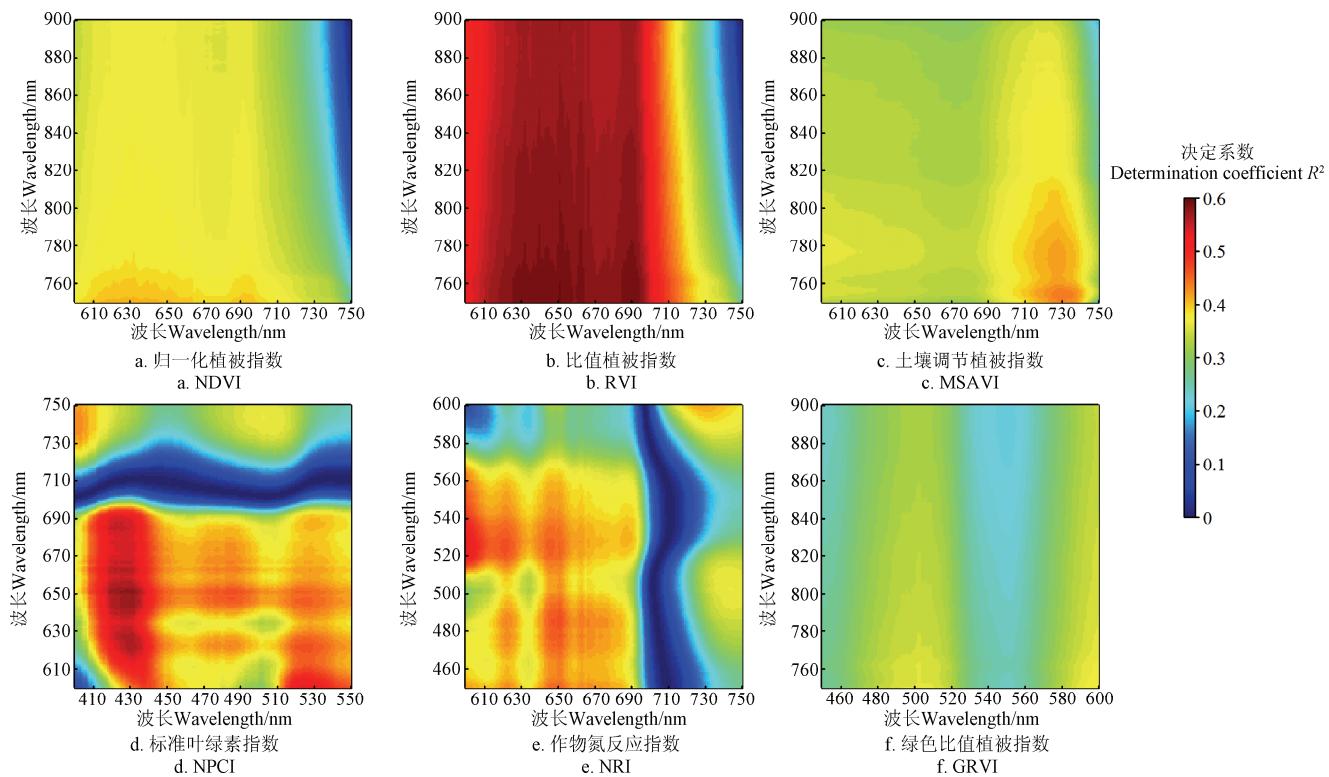


图 2 不同光谱指数估算叶片氮含量的决定系数 R^2 分布图

Fig.2 Distribution of determination coefficient of leaf nitrogen content estimated by different spectral indices

2.3 基于光谱指数的叶片氮含量估算

基于 154 个训练样本的光谱指数和叶片氮含量的空间分布如图 3。基于 R^2 最大原则建立光谱指数和叶片氮含量的回归模型, 各模型均通过 0.01 水平的显著性检验。其中 NDVI 和叶片氮含量表现出显著的指数关系, VARI、MSAVI、GRVI、NPCI、NRI 和叶片氮含量的最优模型为二次多项式模型, TCARI/OSAVI、RVI 和叶片氮含量为线性相关。TCARI/OSAVI 指数与叶片氮含量的线性模型拟合精度最高, 决定系数达到 0.63; 其次是 RVI 指数, 模拟方程决定系数为 0.60。

2.4 估算模型的敏感性分析

决定系数反映了估算模型对因变量的解释程度, 是模型精度评价的重要参数。当拟合模型呈非线性时, 由于光谱指数对叶片氮含量的敏感度不再是常数, 此时决定系数就存在一定的误导性^[23], 需要对所建模型的敏感

当蓝光波段在 410~450 nm, 红光波段在 600~690 nm 时, NPCI 指数与叶片氮含量的 R^2 相对较高, 而 GF-1 蓝光波段 (450~520 nm)、红光波段 (600~690 nm) 的波长不在 NPCI 对叶片氮含量响应最佳的波长范围内, 其 R^2 有所下降, 值在 0.3~0.4 之间。GF-1 波段范围内的 NRI 指数与叶片氮含量的相关性优于 GRVI 指数。卫星高度获取作物冠层光谱反射率的影响因素众多, 考虑卫星传感器光谱响应函数, 获取的卫星宽波段模拟光谱反射率所构建的 8 类光谱指数 (TCARI/OSAVI、RVI、NPCI、VARI、MSAVI、GRVI、NRI、NDVI) 与叶片氮含量的 Pearson 相关系数分别为 -0.778、0.759、-0.641、0.632、0.626、0.611、0.613、0.608, RVI 光谱指数表现要优于其他两波段指数, 三波段指数和叶片氮含量的相关性整体上优于两波段指数。

性进行分析。模型的敏感性通常需要考虑 3 个因素^[5]: 光谱指数应具有抗干扰的能力, 具备稳定性; 光谱指数对叶片氮含量的变化敏感; 光谱指数应具备较宽的动态响应范围。鉴于此, 本文在 NE 指数^[23]和 T_{VI} 指数^[5]的基础上提出敏感性指数 S , 对不同光谱指数反演叶片氮含量模型的适用性给出合理的分析评价。

$$S = \text{RMSE}_{(\text{SI}, \text{LNC})} / (\sigma_{\text{SI}} \cdot |d_{\text{SI}}/d_{\text{LNC}}|) \quad (2)$$

式中 σ_{SI} 是光谱指数 (SI) 的标准差, 反应了光谱指数的动态变化范围; $\text{RMSE}_{(\text{SI}, \text{LNC})}$ 是光谱指数 SI 关于叶片氮含量最优拟合模型的均方根误差, 表达了 SI-LNC 模拟关系的稳定性; $d_{\text{SI}}/d_{\text{LNC}}$ 是光谱指数关于叶片氮含量最优拟合模型的一阶微分, 反映了光谱指数对叶片氮含量变化的敏感性, 本文对其取绝对值。 $\text{RMSE}_{(\text{SI}, \text{LNC})}$ 越小, σ_{SI} 和 $d_{\text{SI}}/d_{\text{LNC}}$ 绝对值越大, S 值就越小, 表明 SI 对叶片氮含量的敏感度和适用性就越强。

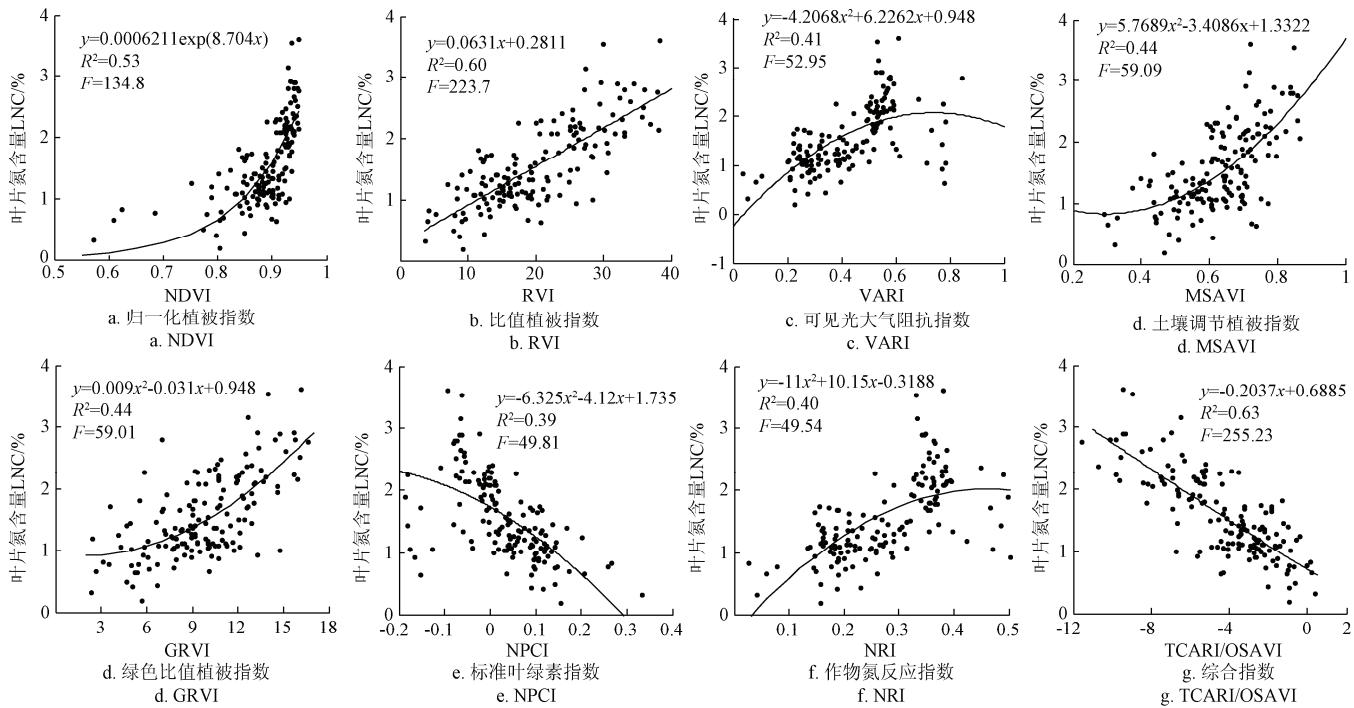


图 3 光谱指数与叶片氮含量空间分布

Fig.3 Relationship between leaf nitrogen content (LNC) and spectral indices

敏感性分析, 如图 4 所示, RVI、综合指数 (TCARI/OSAVI) 和 GRVI 指数对叶片氮含量的响应能力较强, 估算模型的适用性较高。GRVI、VARI、MSAVI、NPCI、NRI 和叶片氮含量为非线性相关, S 值与叶片氮含量呈指数关系分布, 在叶片氮含量较低时, S 值也较低, 所建模型的适用性较强; 之后 S 值平缓增加, 在超过一定阈值后, S 值随着叶片氮含量的增加迅猛提升, 适用性降低。GRVI 指数对叶片氮含量的敏感性较高, S 值低于其他非线性相关指数。

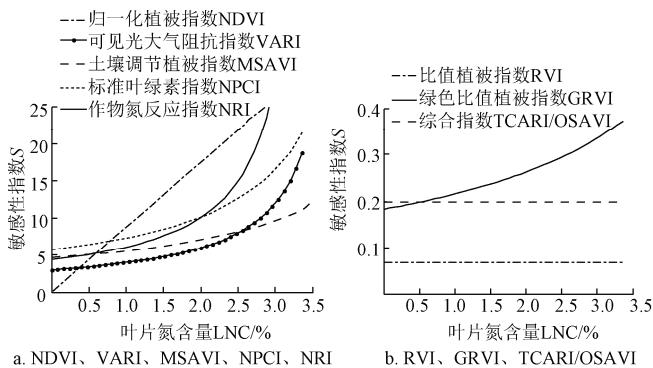


图 4 叶片氮含量估算模型的敏感性分析

Fig.4 Sensitivity analysis of simulated leaf nitrogen content models

VARI、MSAVI 指数构建的模型适用性整体要高于 NRI 和 NPCI 模型 (图 4)。VARI 指数在叶片氮质量分数低于 2.5% 时, 适用性强于 MSAVI 指数, 之后相反; NRI 指数在叶片氮含量低于 2% 时, 适用性高于 NPCI, 之后相反。NDVI 指数构建的模型具有较高的决定系数

($R^2=0.53$), 但模型的敏感性 (LNC-SI 模拟方程一阶微分低于 0.25) 和适用性降低 (S 值随叶片氮含量的增加呈倍数递增)。综合指数 (TCARI/OSAVI)、RVI 指数与叶片氮含量呈线性相关, S 为常数 ($S<0.2$), 对叶片氮含量的响应具有稳定性。RVI、综合指数 (TCARI/OSAVI) 对 LNC-SI 模型的一阶微分分别为 9.44 和 3.08, 模型敏感性 S 值分别为 0.0671 和 0.1979, 因此 RVI 模型的适用性优于综合指数 (TCARI/OSAVI)。

2.5 叶片氮含量估算模型检验

利用验证集 (38 样本) 对基于不同光谱指数变量的模型精度进行检验, 实测值与预测值空间分布、拟合方程决定系数 R^2 、均方根误差 RMSE、平均相对误差 MRE 结果见图 5, 拟合方程均通过 0.01 的显著性检验。图 5 中散点分布越接近 1:1 线说明模型预测精度越高。所有方程的斜率均低于 1, 表明基于以上 8 类光谱指数构建的叶片氮含量估算模型整体上低估了实测值, 当叶片氮质量分数 $<1.5\%$ 时, 所有模型的估算值高于或接近于实测值, 而在叶片氮质量分数 $>1.5\%$ 时, 所有模型均不同程度低估了实测值。8 类模型的 MRE 在 25.04%~32.79%, RMSE 在 0.45~0.56 之间。基于 MSAVI 指数和 GRVI 指数的估算值与实测值偏差较大, 散点分布较为松散, 拟合方程决定系数较低; NPCI 光谱指数在验证集上表现较为突出, R^2 达到 0.59, RMSE 为 0.45; 综合指数 (TCARI/OSAVI) 和 RVI 光谱指数保持了相对较高的估算精度。综合估算模型决定系数, 光谱指数对叶片氮含量变化的响应能力和验证模型的精度, 认为基于 RVI 指数建立的模型 $LNC = 0.0631RVI + 0.2811$ 是叶片氮含量估算的最佳模型。

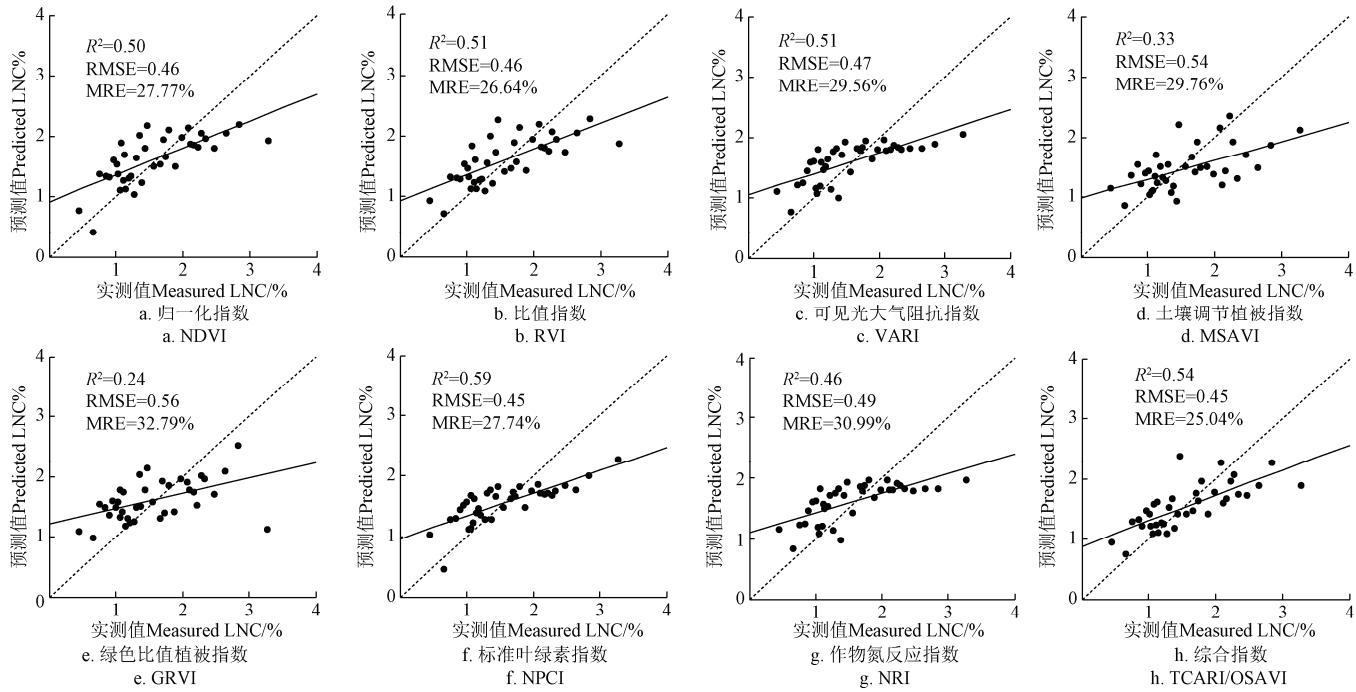


图 5 基于验证集的叶片氮含量实测值与预测值分布

Fig.5 Distribution of measured and estimated leaf nitrogen content (LNC) based on checking set

2.6 基于 GF-1 卫星数据的 LNC 制图

在 ENVI 5.0 下, 选择 GF-1 卫星影像相关波段计算综合指数 (TCARI/OSAVI) 和 RVI 指数, 利用综合指数 (TCARI/OSAVI) 和 RVI 指数所建立的模型进行叶片氮含量遥感估算, 并以提取的冬小麦覆盖区域作为掩膜, 获取冬小麦返青期叶片氮含量遥感监测专题图 (图 6)。在空间分布格局上, 实测冬小麦叶片氮含量由西南向东北方向逐渐递增, 基于综合指数 (TCARI/OSAVI) 和 RVI 指数的

叶片氮含量估算结果与实际叶片氮含量空间分布趋势较为一致。TCARI/OSAVI-LNC 模型和 RVI-LNC 估算模型的平均值分别为 0.82 和 0.91。以同步采集的地面大田实测数据进行精度检验, 结果表明: TCARI/OSAVI-LNC 模型和 RVI-LNC 模型的估算值与实测值所建回归方程的决定系数 R^2 分别为 0.56 和 0.52, TCARI/OSAVI 指数和 RVI 指数的估算模型均在不同程度上低估了实测数值, 但基于 RVI 模型的估算精度略高于 TCARI/OSAVI 模型。

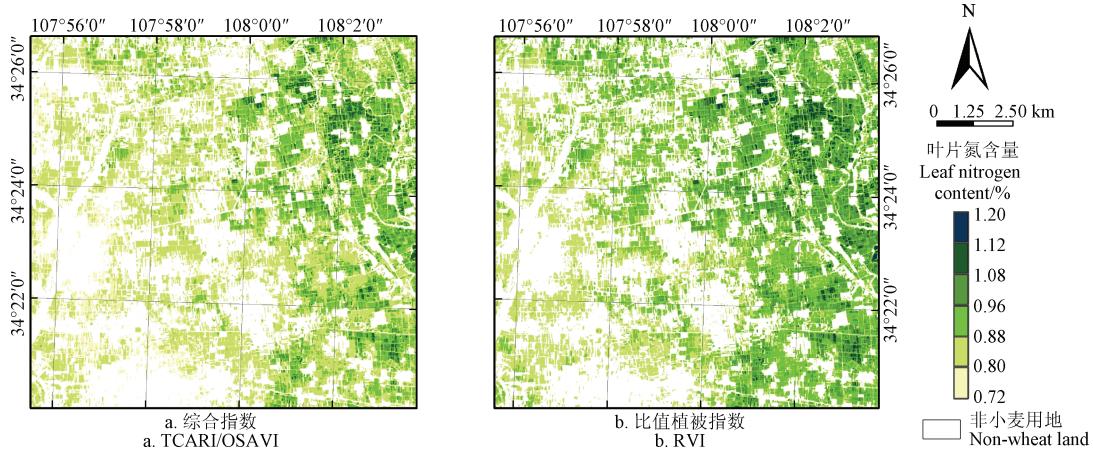


图 6 冬小麦叶片氮含量空间分布图

Fig.6 Spatial distribution of wheat leaf nitrogen content

3 讨论

利用光谱信息进行作物生长参数的反演是农业遥感研究的核心。依据地面控制点, 通过建立地面实测作物生理生化指标和卫星宽波段光谱指数的定量关系进行作物生化指标估算目前常用的研究方法^[8-10,24-25], 但是这

种方法通常会受到地面控制点的定位精度、地面观测时间和影像获取时间相互匹配程度的影响。受卫星获取图像时间周期和天气状况的影响, 很难获取到作物全生育期的图像, 因此基于卫星图像的作物生理参数估算都是对特定生育期的研究。高空卫星探测的反射光谱不仅受传感器光谱响应函数的影响, 同时还受大气状况、获取

图像地面分辨率大小等影响。对 GF-1 图像经过辐射定标、大气纠正和正射纠正后, 提取了和地面实测点位相对应的卫星图像的光谱信息, 结果表明模拟的宽波段光谱反射率和图像提取的光谱反射率高度一致, 可见光、近红外波段反射率间的相关系数均高于 0.95。因此, 基于卫星传感器的光谱响应函数对地面实测高光谱数据进行重采样, 获取和卫星传感器波段一致的模拟光谱反射率构建光谱指数, 可以进行全生育期和分生育期作物生化参数的估算研究。

本文从众多光谱指数中筛选了 8 类和叶片氮含量在 0.01 水平下显著相关, 且相关系数高于 0.6 的光谱指数进行分析。以往研究表明红边波段和近红外波段是氮素最为敏感的波段^[26-28], 本文研究同样发现, 没有近红外波段参与的 VARI、NPCI 和 NRI 光谱指数所构建的 LNC 估算模型精度要低于其它光谱指数。基于等效噪声 (NE) 的改进型敏感性指标 S 值, 不仅考虑了模型的稳定性和敏感性, 还考虑了光谱指数对叶片氮含量的响应范围, 提高了模型精度判别的合理性。综合指数 (TCARI/OSAVI)、RVI、GRVI 指数对模型的敏感性和稳定性较好, 适用性较强, 其他光谱指数对叶片氮含量低值的敏感性和精度要优于叶片氮含量高值。RVI 光谱指数具有较宽的数据变化范围, S 值较低, 模型的适用性要优于决定系数更高的综合指数 (TCARI/OSAVI), 这在基于 GF-1 图像的叶片氮含量制图中表现突出。综合分析认为基于 RVI 指数建立的模型是叶片氮含量估算的最佳模型。任意两波长 RVI 指数与叶片氮含量相关分析的 R^2 分布表明: 红波段取 610~690 nm, 近红外取 750~900 nm 时, RVI 与叶片氮含量的决定系数在 0.45 以上, 而多光谱卫星红光波段和近红外波段的探测区间一般都在此范围内, 因此, RVI 光谱指数在其它多光谱卫星的应用上也应该具备一定的潜力。

虽然本文所建的全生育期叶片氮含量模型均通过了显著性检验, 但验证集中实测值和预测值分布偏离 1:1 线, 所有模型整体上低估了实测值。在返青期的叶片氮含量遥感制图中, 相对较高的叶片氮含量被低估, 导致整体上叶片氮含量值偏低。基于 RVI 指数的叶片氮含量空间分布趋势与实际吻合, 精度略高于综合指数 (TCARI/OSAVI), 但是 RVI 指数在其他生育期图像的制图表现仍需要探讨。光谱指数的选择影响着模型的精度, 模型的构建方法也是影响模型精度的重要因素, 因此, 在以后的研究中尝试基于多个光谱指数的偏最小二乘法以及机器学习算法的应用, 弥补多光谱波段数目有限的不足, 进一步提高模型的估算精度, 并对分生育期叶片氮含量估算模型进行探讨。文中返青期的模拟光谱反射率和卫星实测反射率之间的相关性较好, 而其他生育期则有待探讨。

4 结 论

本文基于大田和小区试验下的实测冬小麦冠层高光谱信息, 利用光谱响应函数模拟国产高分辨率卫星 GF-1

号可见光-近红外波段的冠层反射率, 构建了基于光谱指数的冬小麦全生育期叶片氮含量估算模型, 并进行模型敏感性分析、精度检验和卫星遥感制图。结果表明: 模拟卫星宽波段光谱反射率和卫星实测光谱反射率间的相关系数高于 0.95, 具有一致性; 改进型的敏感性指数 S 综合考虑了模型的稳定性、敏感性和变量的动态范围, 敏感性分析表明基于 RVI 光谱指数的估算模型适用性最强; 综合模拟方程决定系数、模型敏感性分析、精度检验和遥感制图的结果, 确定基于 GF-1 卫星数据的叶片氮含量最佳估算模型, R^2 为 0.6。

[参 考 文 献]

- [1] 赵春江. 精准农业研究与实践[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 17—18.
- [2] Yoder B J, Pettigrew-Crosby R E. Predicting nitrogen and chlorophyll content and concentrations from reflectance spectra (400–2 500 nm) at leaf and canopy scales[J]. Remote Sensing of Environment, 1995, 53(3): 199—211.
- [3] 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[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 86(4): 542—553.
- [4] Etel J U H, Vierling L A, Litvak M E, et al. Broadband, red-edge information from satellites improves early stress detection in a New Mexico conifer woodland[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(12): 3640—3646.
- [5] Wu J, Wang D, Bauer M E. Assessing broadband vegetation indices and QuickBird data in estimating leaf area index of corn and potato canopies[J]. Field Crops Research, 2007, 102(1): 33—42.
- [6] Gitelson A A, Peng Y, Masek J G, et al. Remote estimation of crop gross primary production with Landsat data[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 121(138): 404—414.
- [7] Zhang X, Liao C, Li J, et al. Fractional vegetation cover estimation in arid and semi-arid environments using HJ-1 satellite hyperspectral data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 21(4): 506—512.
- [8] 谭昌伟, 王纪华, 赵春江, 等. 利用 Landsat TM 遥感数据监测冬小麦开花期主要长势参数[J]. 农业工程学报, 2011, 27(5): 224—230.
Tan Changwei, Wang Jihua, Zhao Chunjiang, et al. Monitoring wheat main growth parameters at anthesis stage by Landsat TM[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(5): 224—230. (in Chinese with English abstract)
- [9] 王备战, 冯晓, 温暖, 等. 基于 SPOT-5 影像的冬小麦拔节期生物量及氮积累量监测[J]. 中国农业科学, 2012, 45(15): 3049—3057.
Wang Beizhan, Feng Xiao, Wen Nuan, et al. Monitoring

- biomass and N accumulation at jointing stage in winter wheat based on Spot-5 images[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2012, 45(15): 3049—3057. (in Chinese with English abstract)
- [10] 谭昌伟, 杨昕, 马昌, 等. 基于 HJ-1A/1B 影像的冬小麦开花期主要生长指标遥感定量监测研究[J]. 麦类作物学报, 2015, 35(3): 427—435.
Tan Changwei, Yang Xin, Ma Chang, et al. Quantitative remote sensing monitoring of major growth indices of winter wheat at anthesis stage based on HJ-1A/1B images[J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2015, 35(3): 427—435. (in Chinese with English abstract)
- [11] 黄汝根, 刘振华, 胡月明, 等. 基于高分一号遥感影像反演华南地区亚热带典型作物冠层 SPAD[J]. 华南农业大学学报, 2015, 36(4): 105—111.
Huang Rugen, Liu Zhenhua, Hu Yueming, et al. Retrieval of typical subtropical crop canopy SPAD value in South China using GF-1 remote sensing image[J]. *Journal of South China Agricultural University*, 2015, 36(4): 105—111. (in Chinese with English abstract)
- [12] 李粉玲, 王力, 刘京, 等. 基于高分一号卫星数据的冬小麦叶片 SPAD 值遥感估算[J]. 农业机械学报, 2015, 46(9): 273—281.
Li Fenling, Wang Li, Liu Jing, et al. Remote sensing estimation of SPAD value for wheat leaf based on GF-1 data[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(9): 273—281. (in Chinese with English abstract)
- [13] 贾玉秋, 李冰, 程永政, 等. 基于 GF-1 与 Landsat-8 多光谱遥感影像的玉米 LAI 反演比较[J]. 农业工程学报, 2015, 31(9): 173—179.
Jia Yuqiu, Li Bing, Cheng Yongzheng, et al. Comparison between GF-1 images and Landsat-8 images in monitoring maize LAI[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2015, 31(9): 173—179. (in Chinese with English abstract)
- [14] Trigg S, Flasse S. Characterizing the spectral-temporal response of burned savannah using in situ spectroradiometry and infrared thermometry[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(16): 3161—3168.
- [15] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring the vernal advancements and retrogradation of natural vegetation[R]. NASA/GSFC, Final Report, Greenbelt, MD, USA, 1974.
- [16] Jordan C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. *Ecology*, 1969, 50(4): 663—666.
- [17] Gitelson A A, Kaufman Y J, Stark R, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 76—87.
- [18] 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.
- [19] Gitelson A A, Gritz Y, Merzlyak M N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves[J]. *Journal of Plant Physiology*, 2003, 160(3): 271—282.
- [20] Penuelas J, Gamon J A, Fredeen A L, et al. Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen-and water-limited sunflower leaves[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48(2): 135—146.
- [21] Schleicher T D, Bausch W C, Delgado J A, et al. Evaluation and refinement of the nitrogen reflectance index (NRI) for site-specific fertilizer management[C]//2001 ASAE Annual International Meeting, St-Joseph, MI, USA. ASAE Paper. 2001 (01-11151).
- [22] 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[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2): 416—426.
- [23] Gitelson A A. Remote estimation of crop fractional vegetation cover: The use of noise equivalent as an indicator of performance of vegetation indices[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(17): 6054—6066.
- [24] 袁金国, 牛铮. 基于 Hyperion 高光谱图像的氮和叶绿素制图[J]. 农业工程学报, 2007, 23(4): 172—178.
Yuan Jinguo, Niu Zheng. Nitrogen and chlorophyll mapping based on Hyperion hyperspectral image[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2007, 23(4): 172—178. (in Chinese with English abstract)
- [25] 武婕, 李玉环, 李增兵, 等. 基于 SPOT-5 遥感影像估算玉米成熟期地上生物量及其碳氮累积量[J]. 植物营养与肥料学报, 2014, 20(1): 64—74.
Wu Jie, Li Yuhuan, Li Zengbing, et al. Estimation of biomass and C and N accumulation at the maturity stage of corn using synchronous SPOT 5 spectral parameters[J]. *Journal of Plant Nutrition and Fertilizer*, 2014, 20(1): 64—74. (in Chinese with English abstract)
- [26] 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[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76(2): 156—172.
- [27] 姚霞, 朱艳, 田永超, 等. 小麦叶层氮含量估测的最佳高光谱参数研究[J]. 中国农业科学, 2009, 42(8): 2716—2725.
Yao Xia, Zhu Yan, Tian Yongchao, et al. Research of the optimum hyperspectral vegetation indices on monitoring the nitrogen content in wheat leaves[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2009, 42(8): 2716—2725. (in Chinese with English abstract)
- [28] Schlemmer M, Gitelson A, Schepers J, et al. Remote estimation of nitrogen and chlorophyll contents in maize at leaf and canopy levels[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013, 25(4): 47—54.

Remote sensing estimation of winter wheat leaf nitrogen content based on GF-1 satellite data

Li Fenling^{1,2}, Chang Qingrui^{1,2*}, Shen Jian¹, Wang Li¹

(1. College of Natural Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling 712100, China;

2. Key Laboratory of Plant Nutrition and the Agri-Environment in Northwest China, Ministry of Agriculture, Yangling 712100, China)

Abstract: Nitrogen is a major element for plant growth and yield formation in agronomic crops. Crop nitrogen content estimation by remote sensing technique has been being a topic research in remote sensing monitoring of agricultural parameters. Hyper-spectral remote sensing with wealth of spectral information has been widely used in crop physiological and biochemical information extraction. It provides theoretical basis for estimating crop biochemical parameters based on multi-spectral satellite data. In terms of multi-spectral satellite remote sensing, spectral reflectances and spectral indices are effective ways to establish estimation models of biochemical parameters, but which bands and spectral indices are more effective and reliable for leaf nitrogen concentration monitoring in winter wheat is still debatable. In this article, ground-based canopy spectral reflectance and leaf nitrogen content (LNC) of winter wheat were measured from field and plot experiments including varied nitrogen fertilization levels and winter wheat varieties across the whole growth stages. Multi-spectral broadband reflectance was simulated by using the measured hyper-spectral reflectance and spectral response functions of multi-spectral camera of GF-1 satellite with a spatial resolution of 8 m, and then, they were used for the establishment of spectral index (SI). Eight spectral indices significantly correlated with LNC at the 0.01 probability level were used to construct the LNC estimation models in a linear, quadratic polynomial and exponential regression model respectively. Considering the influence factors in evaluating the efficiency of the SI-LNC model, i.e., the stability of the SI to other perturbing factors, the sensitivity of the SI to a unit change of LNC, and the dynamic range of the SI, the improved sensitivity index was proposed based on the NE and T_{VI} index models. The optimal LNC estimation model was given according to the sensitivity and accuracy analysis, and the model was used to inverse the LNC in greenup growth period based on the GF-1 satellite image. The results showed that: 1) The simulated multi-spectral reflectance was highly correlated with the spectral reflectance from remote sensing images in visible and near infrared bands. They were consistent with each other keeping a correlation coefficient of greater than 0.95. It was concluded that the simulated broadband SI considering the spectral response function could be used to analyze the quantitative relationship with leaf nitrogen in both different growth periods and whole growth stage. 2) The SI based on the simulated spectral reflectance was significantly related with the LNC at 0.01 probability level with the correlation coefficient of greater than 0.6. A different pattern of the best combinations was found for 6 two-band spectral indices. The selection of 610-690 nm paired with 750-900 nm was the most effective two-band combination in RVI index, which was also the center wavelengths of the red and near infrared bands for GF-1 satellite data. 3) The sensitivity analysis indicated that all the regression models of selected SI passed the significance test at 0.01 probability level. The TCARI/OSAVI and RVI indices linearly related with LNC implied a stable response to the LNC changes. The first-order differentials of RVI and TCARI/OSAVI with respect to LNC were 9.44 and 3.08, and the sensitivity indices were 0.0671 and 0.1979 respectively. The RVI index was regarded as the most suitable index for LNC estimation. 4) The TCARI/OSAVI and RVI indices performed well in accuracy test, and the RVI index was more excellent in remote sensing mapping based on the GF-1 satellite image. Taking all factors into consideration, we believed the model based on the RVI index was optimal for LNC estimation with the determination coefficient of 0.6.

Keywords: satellites; nitrogen; sensitivity analysis; GF-1; winter wheat