

# 叶表面偏振反射测量对冬小麦氮含量高光谱估算的提升

林沂<sup>1</sup>, 刘思远<sup>1</sup>, 晏磊<sup>1</sup>, 冯海宽<sup>2</sup>, 赵帅阳<sup>1</sup>, 赵红颖<sup>1\*</sup>

1. 北京大学地球与空间科学学院空间信息集成与3S工程应用北京市重点实验室, 北京 100871
2. 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097

**摘要** 高光谱遥感为冬小麦氮含量的实时估测提供了技术途径, 然而在实际探测过程中, 接收的信号不仅包含植株叶、茎等器官内部发生多次散射后的光辐射, 也包含在叶片表面发生镜面反射而没有进入器官内部的光辐射, 原理上只有前者可反映植株的生化组分信息, 因此目前常用的反演算法存在较大不确定性。拟采用增加偏振测量的方式, 区分与上述两种情形对应的非偏振光和部分偏振光, 通过构建相应的反射率表征因子, 以评估剔除部分偏振反射分量对植株氮含量估算的影响。实验获取了冬小麦拔节、挑旗、开花、灌浆四个典型生长期共计48组偏振高光谱与氮含量测量样本, 分析后表明, 剔除偏振反射后, 反射率光谱与氮含量的相关性在可见光波段有较明显的提升, 而常用的多个植被指数对氮含量的估算精度有小幅提升, 且不同生长期对应的最优植被指数不同。上述结果证明了通过测量叶表偏振反射而提升冬小麦氮含量高光谱估算方法的有效性, 为提升植被生化组分遥感反演的精度提供了参考。

**关键词** 氮含量; 偏振遥感; 高光谱遥感; 冬小麦; 叶面反射; 植被指数

**中图分类号**: S127      **文献标识码**: A      **DOI**: 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)06-1956-09

## 引言

氮元素是植被的生命元素, 是陆地碳氮循环动力学的基本要素之一, 其含量可有效反映陆地生态系统状况。冬小麦等农作物中的氮含量可作为评估长势、健康状况和产量的重要指标, 其实时监测有利于提高肥料利用率和减少环境污染<sup>[1]</sup>。传统的测氮方法成本较高、耗时耗力, 同时对作物具有破坏性, 而高光谱遥感为各个生长时期农作物氮含量的监测提供了高效便捷的途径<sup>[2]</sup>。

遥感反演植被氮含量的方法可分为三类, 即光谱回归法、植被指数法和辐射传输模型法<sup>[3]</sup>。由于辐射传输模型法参数众多、形式复杂, 效率、精度等表现有时反而不如经验或半经验类方法; 光谱回归法直接利用植被光谱反射率或其各种变换形式作为自变量, 往往表现为构建氮含量的多元回归模型, 常用方法包括逐步回归法、连续统去除、光谱导数法、偏最小二乘回归法、小波分析、神经网络等<sup>[3-5]</sup>。偏最小二乘回归可大幅消除高光谱自变量高度共线性的问题, 且筛选出的少量潜在因子有效避免了过拟合回归, 因此广泛应用于植被氮含量高光谱估算<sup>[1,4]</sup>。植被指数法利用不同波段之

间的组合构建植被指数, 并利用模型建立氮含量与一个或多个指数的关系, 这种方法在地面测量、机载和星载遥感模式<sup>[6]</sup>均被证明有较好的预测结果。此外, 氮在植被中部分存在于叶绿素, 相应蛋白质的吸收谱段集中在短波红外<sup>[5]</sup>, 因此短波红外是反演植被氮含量极具潜力的谱段。

然而在冠层光谱探测过程中, 传感器接收到的能量不仅包含光线在植株叶、茎等器官内部多次散射后被探测到的能量, 也包含光线在叶片表面发生镜面反射而没有进入器官内部的能量<sup>[7]</sup>; 只有前者包含植株的生物化学组分含量信息, 而后者只与叶片表面的结构与光学特性相关<sup>[8]</sup>。因此, 目前的常规遥感观测直接利用冠层反射率对植被生化含量(如氮含量)进行遥感估算存在较大不确定性, 应考虑将表面反射去除。而表面镜面反射光为部分偏振光, 利用偏振遥感手段可以达到部分去除叶表面直接反射的目的。

Li等<sup>[9]</sup>通过实验室环境下的偏振测量证明去除叶表面直接镜面反射会提升叶片叶绿素和类胡萝卜素的反演精度。本工作通过田间作物冠层的偏振测量, 利用光谱回归法和植被指数法, 分别讨论部分偏振反射对冬小麦植株氮含量(plant nitrogen content, PNC)高光谱估算的影响, 并与现有考虑表面反射方法的有效性和稳定性进行比较, 为去除表面

收稿日期: 2019-05-25, 修订日期: 2019-09-19

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFB0503004), 国家自然科学基金项目(41842048)资助

作者简介: 林沂, 1979年生, 北京大学地球与空间科学学院研究员      e-mail: linyi@pku.edu.cn

\* 通讯联系人      e-mail: zhaohy@pku.edu.cn

反射并用以提升植被氮含量遥感反演精度提供参考。

## 1 实验部分

### 1.1 偏振光谱采集与数据处理

#### 1.1.1 冠层光谱采集与预处理

冬小麦冠层的偏振-高光谱测量在北京市昌平区小汤山国家精准农业示范基地内的试验田(40.18°N, 116.44°E)进行。实验覆盖了冬小麦的四个主要生长期,分别为拔节期(2017年4月12日),挑旗期(2017年4月26日),开花期(2017年5月11日)和灌浆期(2017年5月26日)。

试验田分为 16 个紧邻的冬小麦样区(如图 1),包括 2 个品种和 4 个氮素水平。2 个品种为轮选 167 和京冬 18; 4 个氮素水平分别为未施尿素(0, N1)、195 kg · hm<sup>-2</sup> 尿素(1/2 正常, N2)、390 kg · hm<sup>-2</sup> 尿素(正常, N3)、585 kg · hm<sup>-2</sup> 尿

素(3/2 正常, N4); 如此处理并设置 2 个重复(1—8 区和 9—16 区), 得到 16 个样区。实验测量了不同时期共计 48 个样本(拔节期 16 个区, 挑旗期 8 个区, 开花期 16 个区, 灌浆期 8 个区)的冬小麦光谱与偏振光谱, 测量均在天空晴朗无云的条件下进行。

光谱测量所采用的仪器为 ASD SpecField 3 便携式地物光谱仪, 探测光纤视场角为 25°, 可获取 1 nm 光谱分辨率的 350~2 500 nm 光谱。各生长期的光谱测量集中在上午 10:00—11:00, 16 个区的无偏与偏振测量在 0.5 h 内完成。测量方向为天底方向, 探头距冠层顶端约 40 cm, 得到约 17 cm 直径的探测视场。测量过程中使用的白板为 99% 反射率的标准白板。在探头前安装可旋转的偏振片可得到不同旋转角度下的偏振态光谱, 偏振片材质为光学方解石, 消光比为 100 000 : 1; 玻片架型号为 GCM-0902M, 用以固定并旋转偏振片。



图 1 研究区不同状况的样田

Fig. 1 Sample fields with different situations

测量得到的冠层反射光谱为天底方向的双向反射率因子(bidirectional reflectance factor, BRF), 即在同样的入射光照条件下, 天底方向探测到的冠层辐亮度与同一时刻 99% 白板辐亮度的比值。由于大气水分吸收, 探测信号在 1 350~1 400 与 1 800~1 950 nm 的噪声较大, 仪器自身信号在 2 350~2 500 nm 之间也有较大噪声, 因此将这三部分谱段的 BRF 去除; 采用 3 阶多项式和 35 点平滑的 Savitzky-Golay 滤波对光谱进行平滑, 最终得到 1 798 个波段的 BRF。

#### 1.1.2 偏振数据处理与偏振效应剔除

光纤探测到的辐射可分为偏振部分和非偏振部分。对应于 BRF, 则可表示为

$$\text{BRF} = \text{pBRF} + \text{dBRF} \quad (1)$$

其中, 偏振反射率(polarized BRF, pBRF)定义为探测到的辐射中, 偏振部分所对应的反射率因子; 散射反射率(diffused BRF, dBRF)则表示非偏振部分所对应的反射率因子, 因此

dBRF 即为部分去除表面反射的部分, 且相对于 BRF, dBRF 应与植株生化组分含量更加相关。

实验测量和偏振效应剔除基于以下假设:

探测视场范围内不可避免的存在少量土壤背景, 由于密集的冠层遮盖, 这些背景全部为阴影土壤。

阴影土壤所产生的反射辐射为非阳光直射下的多次散射辐射, 是非偏振的; 而偏振只产生于阳光直射下的单次镜面反射, 与光照叶面积相关<sup>[10]</sup>, 因此实验中的偏振反射信息仅来自于阳光在冠层表面(主要是叶表)发生的镜面反射, 不来自土壤背景。

pBRF 由 BRF 与偏振度(degree of polarization, DOP)的乘积得到, 因此若已知 DOP, 则 dBRF 可直接由下式得到

$$\text{dBRF} = \text{BRF} \cdot (1 - \text{DOP}) \quad (2)$$

利用偏振片进行偏振光谱探测的过程即为获取 DOP 的过程。从地物表面反射而来的光  $I$  经过主光轴与振动方向夹

角(即偏振片的任意旋转角)为  $\varphi$  的偏振片时,其光强  $I(\varphi)$  的改变可以用式(3)表示

$$I(\varphi) = 0.5(I + Q\cos 2\varphi + U\sin 2\varphi) \quad (3)$$

式(3)中,  $I$ 、 $Q$  和  $U$  为描述光的偏振态的三个 Stokes 矢量,分别代表反射光的光强、水平方向的线偏振光分量和  $45^\circ$  方向的线偏振光分量。Stokes 矢量的第四个分量为右旋圆偏振光分量  $V$ ,但圆偏振分量在自然光中可忽略不计。由此可知,当旋转偏振片为至少任意三个角度探测后,即可获得 Stokes 矢量。本文利用 Fessenkov 方法,即令  $\varphi$  取任意相对方向的  $0^\circ$ ,  $60^\circ$ ,  $120^\circ$  三个角度计算得到 Stokes 矢量,进而得到偏振度 DOP

$$\text{DOP} = \frac{\sqrt{Q^2 + U^2}}{I} \quad (4)$$

偏振反射率在可见光至短波红外谱段具有光谱不变特性<sup>[7]</sup>,即其只取决于叶片表面光学特性而不随波长变化;而实验所用的偏振片在可见光范围(约  $400\sim 700\text{ nm}$ )可保持较高的偏振探测精度, $700\text{ nm}$  之后的探测信号噪声较大,因此使用  $450\sim 650\text{ nm}$  范围内 pBRF 的均值作为  $350\sim 2\,500\text{ nm}$  全波段的偏振反射率。

### 1.2 冬小麦植株氮含量测定

在各生长期的各样区破坏性选取具有代表性的 20 株冬小麦,进行器官分离后放入烘干箱在  $105^\circ\text{C}$  杀青 30 min,然后在  $80^\circ\text{C}$  烘干 48 h 以上至干重恒定,最后对各器官进行称重、粉碎,采用凯氏定氮仪对作物各器官进行氮质量分数测定。PNC 由以下步骤确定:

(1) 计算各器官(叶、茎、穗,其中拔节、挑旗两期无穗)的氮累积量,如:叶氮累积量 = 叶氮含量  $\times$  叶生物量;

(2) 计算植株氮累积量 = 叶氮累积量 + 茎氮累积量 + 穗氮累积量;

(3) 计算植株氮含量:  $\text{PNC} = \text{植株氮累积量} / (\text{叶生物量} + \text{茎生物量} + \text{穗生物量})$ 。

### 1.3 植被氮含量遥感估算模型

分别评估表面偏振反射对光谱回归法和植被指数(vegetation index, VI)法植被氮含量估算的影响。光谱回归法中使用的是间隔偏最小二乘回归(interval partial least square, iPLSR)。

#### 1.3.1 间隔偏最小二乘回归

与偏最小二乘回归(PLSR)相比, iPLSR 将全波段等分为若干个间隔,以这些间隔对因变量分别进行 PLSR 回归的交叉验证均方根误差(root mean square error of cross validation, RMSECV)作为判据,筛选出 RMSECV 小于全波段 PLSR 的 RMSECV 的间隔,可表达为

$$\text{int\_selected} = \text{find}(\text{RMSECV}_{\text{int}_p} \leq \text{RMSECV}_{\text{global}}), \\ p = 1, \dots, s$$

其中, int\_selected 为筛选出的间隔集合,  $s$  为设定的总间隔数,  $\text{RMSECV}_{\text{int}_p}$  表示第  $p$  个间隔的误差,  $\text{RMSECV}_{\text{global}}$  表示全波段 PLSR 的误差。进而,再利用 int\_selected 对应的波段进行最后的偏最小二乘回归

$$y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^r \beta_k t_{ik} \quad (i = 1, \dots, n) \quad (5)$$

$$t_{ik} = \sum_{j=1}^m \omega_{kj} x_{ij} \quad (x \in \text{int\_selected}, k = 1, \dots, r) \quad (6)$$

式中  $y$  和  $x$  分别代表  $n$  个样本因变量(本工作  $n=48$ )和筛选出的  $m$  维自变量;  $t_{ik}$  表示由高光谱提取的潜在因子,其数量为  $r$ ;  $\beta_k$  和  $\beta_0$  分别为关于潜在因子的回归系数与截距;  $\omega_{kj}$  为各潜在因子  $t_{ik}$  对于  $m$  维自变量的权重。应注意到,这里使用的  $m$  个自变量选自筛选出的间隔所包含的波段,而不再是全部 1 798 个波段,因此 iPLSR 可有效避免使用对因变量回归误差较大的“噪声波段”,进而获得比偏最小二乘回归更高的预测精度。

根据表面反射的光谱不变特性,光谱一阶导数也能消除表面反射及土壤背景影响<sup>[5]</sup>,因此,偏振方法与光谱一阶导数法的 PNC 估算结果也将加以比较。分别将 1 798 个 BRF 光谱值,和 1795 个 BRF 一阶导数光谱值(first derivative BRF, derBRF)在 iPLSR 算法中分为 40 个间隔,每个间隔有 44 或 45 个光谱值,如表 1。

表 1 iPLSR 40 个光谱间隔信息

Table 1 The parameters for 40 intervals of iPLSR

间隔号	间隔起始号	间隔末端号	间隔起始波长	间隔末端波长	间隔波长数
1	1	45	350	394	45
2	46	90	395	439	45
...	...	...	...	...	...
39	1 711	1 754	1 962	2 305	44
40	1 755	1 798	2 306	2 349	44

#### 1.3.2 植被指数

从比值类(simple ratio, SR)、归一化差分类(normalized differential, ND)和其他相关类三类典型植被指数中<sup>[9, 11-12]</sup>,分别选取几种常用的具有代表性的指数(表 2),作为 PNC 的预测因子,并评价偏振反射对其估算效果的影响。同时,改进植被指数(modified VI, mVI)mSR 和 mND<sup>[11]</sup>考虑到了叶片表面反射,并将  $445\text{ nm}$  处的植被冠层反射率作为表面反

表 2 7 个植被指数及定义

Table 2 Seven vegetation indexes and their definitions

类型	植被指数	定义
简单比值类	SR <sub>680</sub>	$\text{SR}_{680} = \frac{R_{800}}{R_{680}}$
	SR <sub>705</sub>	$\text{SR}_{705} = \frac{R_{750}}{R_{705}}$
归一化差分类	ND <sub>680</sub> (NDVI)	$\text{ND}_{680} = \frac{R_{800} - R_{680}}{R_{800} + R_{680}}$
	ND <sub>705</sub>	$\text{ND}_{705} = \frac{R_{750} - R_{705}}{R_{750} + R_{705}}$
其他相关类	ND <sub>680</sub> (NRI)	$\text{ND}_{705} = \frac{R_{550} - R_{680}}{R_{550} + R_{680}}$
	OSAVI	$\text{OSAVI} = 1.16 \frac{(R_{800} - R_{680})}{(R_{800} + R_{680} + 0.16)}$
	NDNI	$\text{NDNI} = \frac{\log^{-1}(R_{1\,510}) - \log^{-1}(R_{1\,680})}{\log^{-1}(R_{1\,510}) + \log^{-1}(R_{1\,680})}$

射率进行剔除。因此，也对比了偏振方法与 mSR 和 mND 对 PNC 的估算效果。

其他相关类指数为考虑其他因素且被证明与植株氮含量相关的、又不属于前二类的植被指数，包括优化土壤可调植被指数 OSAVI<sup>[4]</sup>，和考虑到短波红外 N 吸收波段的归一化氮指数 NDN<sup>[39]</sup>。

1.3.3 精度评价与验证

光谱回归法中，采用 4 折系统化交叉验证法的均方根误差 RMSECV 作为 iPLSR 中筛选波段的判据与评价估算精度的指标，并以相关系数 (Cor) 表示预测值与测量值的关系；植被指数法中，利用模型决定系数 ( $R^2$ ) 和相对均方根误差 (relative RMSE, RRMSE) 评价模型精度。

2 结果与讨论

2.1 全波段反射率与 PNC 的相关性分析

冠层 BRF 在可见光与短波红外波段与 PNC 呈现显著负相关关系(虚线代表 0.05 显著性水平)，其中在可见光范围较明显( $0.6 < Cor < 0.7$ )；在近红外波段，BRF 与 PNC 呈现中等正相关性。可见光范围是叶绿素的主要吸收波段<sup>[8]</sup>，而叶绿素是 N 的主要载体之一，冠层 BRF 会随叶绿素含量和 PNC 的升高而降低；近红外的中等正相关性由小麦冠层结构导致，该波段叶片具有强反射特征，PNC 较高的植株冠层叶片更加浓密，加剧了多次散射效应，体现出较高的 BRF；而在短波红外，氮的聚集场所蛋白质(干物质)成为主要吸收物质<sup>[8]</sup>，由于干物质吸收能力不如叶绿素，BRF 随 PNC 的升高而略有降低，呈现出中等负相关关系。

剔除表面偏振反射后，全波段 dBRF 与 PNC 的相关性整体趋势未变，但在吸收较强的可见光谱段，其对于 PNC 的相关性有较明显的提升(图 2)，如在蓝光波段，相关系数 Cor 由 0.68 提升至 0.72；而在其他波段，相关性仅存在微小的提升。

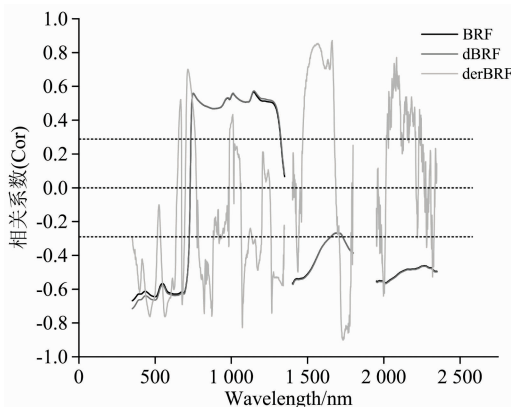


图 2 PNC 与 BRF, dBRF, derBRF 光谱的相关系数  
Fig. 2 Correlation coefficients between PNC, BRF, dBRF and derBRF

一阶导光谱 derBRF 与 PNC 的相关性在整个谱段无明显规律，相关波段的数量也较 BRF 有所减少，主要集中在可

见光和短波红外的部分区域，且部分相关波段的相关性明显强于 BRF(在短波红外 1 750 nm 处 Cor 可达 0.9)。

2.2 光谱回归法

2.2.1 去除偏振对 iPLSR 模型估算能力的提升

对于 BRF 和 dBRF 光谱，iPLSR 筛选出的间隔相同，间隔编号为 2, 3, 4, 6, 27, 29 和 30，对应的波长为 395~529, 575~619, 1 571~1 615 和 1 661~1 750 nm，共 308 个波段(即式(6)中  $m=308$ )，主要集中于可见光和短波红外波段，这与氮存在的主要场所叶绿素和蛋白质的吸收波段吻合。以去除偏振反射后的 dBRF 光谱为例(图 3，每个误差棒下的数字代表利用该间隔进行 PLSR 时利用的潜在因子)，其全波段 PLSR 误差 RMSECV<sub>global</sub> 为 0.40% (图中虚线)，筛选出的 7 个间隔的 RMSECV<sub>int\_p</sub> 如表 3，说明利用这些间隔进行 PNC 的估算将有效降低误差。

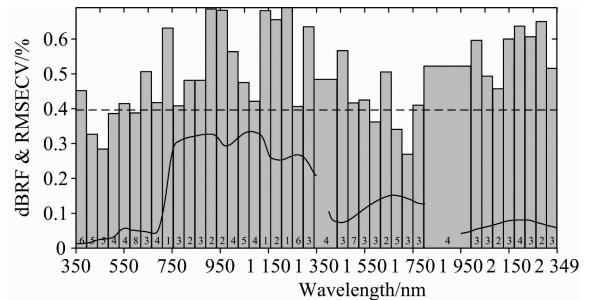


图 3 dBRF 光谱 40 个间隔的 RMSECV 分布与筛选  
Fig. 3 RMSECV distribution and selection of 40 intervals using dBRF

利用 BRF 与 dBRF 中筛选出的波段，分别进行 48 个样区 PNC 的偏最小二乘建模，并进行估算和精度评价，得到的 PNC 预测结果如图 4(a)和(b)。可以看出，去除偏振反射后，预测-测量值的 Cor 由 0.93 升至 0.96，RMSECV 则由 0.30% 降至 0.23%，误差减小幅度为 23%，证明了去除偏振反射的方法对冬小麦 PNC 的估算能力具有提升作用。此外，通过利用 iPLSR，RMSECV<sub>BRF</sub> 和 RMSECV<sub>dBRF</sub> 相比于 RMSECV<sub>global</sub> 有显著降低的同时，对于 7 个筛选间隔的 RMSECV<sub>int\_p</sub> 也有优化，这证明了 iPLSR 用于 PNC 回归的有效性。

2.2.2 光谱导数法 PNC 估算

利用 derBRF 进行 iPLSR 的过程中，筛选出的是编号为 2, 3, 27, 29 和 30 的间隔，对应波长为 395~484, 1 571~1 615 和 1 661~1 750 nm，共 220 个波段。由于 derBRF 对于 PNC 的相关波段较少(图 2)，筛选出的波段也较 BRF 与 dBRF 的少，但相关波段的分布与 BRF 与 dBRF 一致，集中在蓝光波段与短波红外波段，再次证明了这些波段用于 PNC 遥感估算的适用性。利用 derBRF 进行 PNC 估算的预测-测量值 Cor 为 0.95，RMSE 为 0.25% [图 4(c)]，证明相对于 BRF 光谱 (RMSE = 0.30%)，derBRF 达到了抑制背景噪声和表面反射的影响的效果，估算能力具有明显提升，但估算效果依然不如剔除表面偏振反射的 dBRF 光谱 (RMSE = 0.23%)。

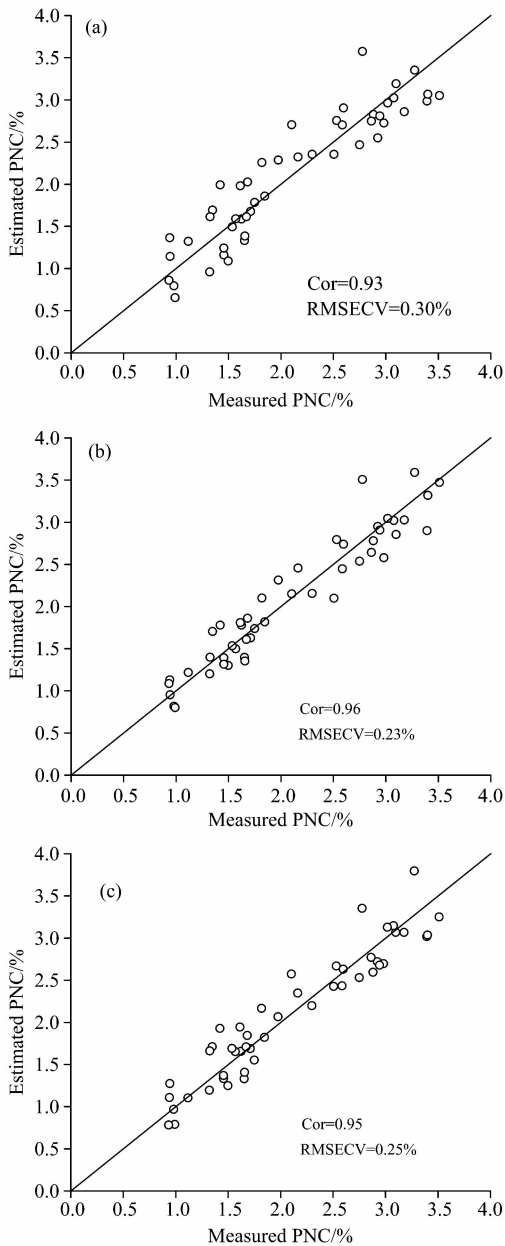


图 4 光谱回归法进行 PNC 估算的预测-测量值及其回归分析

(a): BRF; (b): dBRF; (c): derBRF

Fig. 4 PNC estimation-measurement plots and their regression analysis

(a): BRF; (b): dBRF; (c): derBRF

表 3 筛选出的间隔及间隔的 RMSECV

Table 3 Selected intervals and corresponding RMSECV

间隔号	dBRF_RMSECV <sub>int_p</sub>
2	0.33
3	0.28
4	0.39
6	0.39
27	0.36
29	0.34
30	0.27

2.3 植被指数法

2.3.1 各生长期 VI 估算适用性

类似于光谱回归法, 首先将 4 个生长期的 48 个样区光谱计算得到的 7 个 VI, 统一进行 PNC-VI 的一元线性模型构建, 得到的 7 个 PNC-VI 模型中仅 ND<sub>680</sub> (NRI) 与 NDNI 的 R<sup>2</sup> 大于 0.5, 有较好的模型可决性; 而其余 6 个 VI 及 4 个 mVI 的模型可决性较差 (0.07 ≤ R<sup>2</sup> ≤ 0.49, 表 4)。但以 ND<sub>705</sub>\_BRF 的 PNC-VI 为例, 虽然整体线性模型决定系数仅为 0.36, 但拔节与挑旗期、开花与灌浆期有明显的线性聚集现象, 对两类分别进行线性回归后模型可决系数升至 0.51 和 0.76 (图 5), 这是由于在挑旗期和开花期之间 (5 月初至中旬), 冬小麦经历了抽穗阶段, 由拔节和挑旗期的无穗状态转为开花和灌浆期的有穗状态, 使得植株的形态结构发生变化 (图 5)。因此, 利用 VI 进行冬小麦 PNC 估算时, 不宜将所有生长期的 VI 统一进行建模, 而应考虑植株形态。

表 4 所有生长期各类 PNC-VI 模型精度

Table 4 Accuracy of PNC-VI models in all of growth periods

类型	植被指数	R <sup>2</sup> -BRF	R <sup>2</sup> -dBRF	mVI	R <sup>2</sup>
简单比值类	SR <sub>680</sub>	0.48 *	0.49 *	mSR <sub>680</sub>	0.07
	SR <sub>705</sub>	0.41 *	0.41 *	mSR <sub>705</sub>	0.36 *
归一化差分类	ND <sub>680</sub> (NDVI)	0.36 *	0.37 *	mND <sub>680</sub>	0.34 *
	ND <sub>705</sub>	0.36 *	0.36 *	mND <sub>705</sub>	0.33 *
其他相关类	OSAVI	0.36 *	0.36 *		
	NDNI	0.64 *	0.65 *		

\* 表示模型关系在 0.01 水平下显著 (下同)

\* Significant at 0.01 level (the same below)

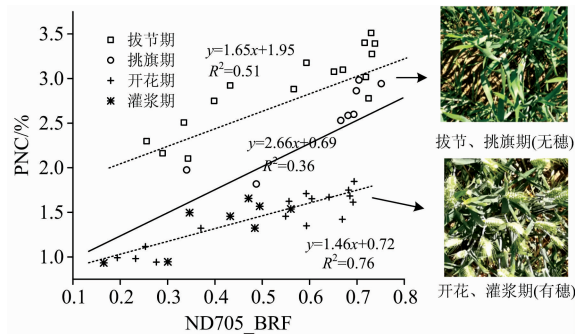


图 5 所有生长期; 拔节、挑旗期; 开花、灌浆期的 PNC-ND<sub>705</sub>\_BRF 线性模型

Fig. 5 PNC-ND<sub>705</sub>\_BRF linear models for the growth stages of jointing, flagging, flowering and grain-filling

2.3.2 去除偏振对分期 VI 模型估算能力的提升

利用 BRF 与 dBRF 分别对拔节、挑旗期和开花、灌浆期构建 PNC-VI 线性模型, 结果见表 5 与表 6。从 BRF 来看, 开花、灌浆期的 VI 模型决定性较好, R<sup>2</sup> 普遍高于 0.65, 其中 ND<sub>680</sub> (NDVI), ND<sub>705</sub> 和 OSAVI 的模型 R<sup>2</sup> 分别达到 0.78, 0.76 和 0.77, 且 RRMSE 在 11% 以内, 适合作为 PNC

的预测因子。相较而言, 拔节、挑旗期的 VI 模型  $R^2$  较低, 普遍在 0.4~0.55 之间, 但依然可以体现一定的决定性, RRMSE 均在 14% 以内。其中  $SR_{705}$  与 NDNI 的模型决定系数分别为 0.51 和 0.54, 且 RRMSE 小于 13%, 适合选做拔节、挑旗期的 PNC 预测因子。

剔除表面偏振反射后, 模型  $R^2$  和 RRMSE 的表现均有小幅优化, 开花、灌浆期中  $ND_{680}$  (NDVI),  $ND_{705}$  和 OSAVI 的模型  $R^2$  分别提升为 0.79, 0.77 和 0.78, RRMSE 也有

0.2% 左右的降低; 拔节、挑旗期的  $SR_{705}$  与 NDNI 的模型  $R^2$  分别提升至 0.52 和 0.55, RRMSE 同样有所降低。mVI 的预测模型表现较不稳定, 模型误差除在拔节、挑旗期的  $SR_{705}$  和  $ND_{705}$  表现为优于 dBRF 光谱对应的 VI 以外, 其他情况均不如后者。相反, dBRF-VI 在所有三类植被指数中的预测决定性和误差均优于 BRF-VI 光谱, 虽然 dBRF 光谱只是去除部分表面反射, 但已经体现出较好的稳定性。

表 5 拔节、开花期各类 PNC-VI 模型精度  
Table 5 PNC-VI model accuracy for jointing and flagging stages

类型	植被指数	评价指标	BRF	dBRF	mVI	评价指标	BRF
简单比值类	$SR_{680}$	$R^2$	0.43*	0.45*	m $SR_{680}$	$R^2$	0.12
		RRMSE/%	13.60	13.46		RRMSE/%	18.37
	$SR_{705}$	$R^2$	0.51*	0.52*	m $SR_{705}$	$R^2$	0.52*
		RRMSE/%	12.84	12.77		RRMSE/%	12.70
归一化差分类	$ND_{680}$ (NDVI)	$R^2$	0.48*	0.49*	m $ND_{680}$	$R^2$	0.49*
		RRMSE/%	13.85	13.76		RRMSE/%	13.86
	$ND_{705}$	$R^2$	0.51*	0.52*	m $ND_{705}$	$R^2$	0.52*
		RRMSE/%	13.22	13.15		RRMSE/%	13.13
其他相关类	$ND_{680}$ (NRI)	$R^2$	0.44*	0.47*			
		RRMSE/%	13.69	13.42			
	OSAVI	$R^2$	0.44*	0.45*			
		RRMSE/%	13.97	13.92			
NDNI	$R^2$	0.54*	0.55*				
	RRMSE/%	12.58	12.47				

表 6 开花、灌浆期各类 PNC-VI 模型精度  
Table 6 PNC-VI model accuracy for flowing and grain-filling stages

类型	植被指数	评价指标	BRF	dBRF	mVI	评价指标	BRF
简单比值类	$SR_{680}$	$R^2$	0.63*	0.63*	m $SR_{680}$	$R^2$	0.48*
		RRMSE/%	13.49	13.45		RRMSE/%	16.72
	$SR_{705}$	$R^2$	0.65*	0.65*	m $SR_{705}$	$R^2$	0.63*
		RRMSE/%	13.02	12.97		RRMSE/%	13.59
归一化差分类	$ND_{680}$ (NDVI)	$R^2$	0.78*	0.79*	m $ND_{680}$	$R^2$	0.77*
		RRMSE/%	10.62	10.44		RRMSE/%	11.11
	$ND_{705}$	$R^2$	0.76*	0.77*	m $ND_{705}$	$R^2$	0.76*
		RRMSE/%	10.40	10.28		RRMSE/%	10.45
其他相关类	$ND_{680}$ (NRI)	$R^2$	0.66*	0.66*			
		RRMSE/%	13.35	13.19			
	OSAVI	$R^2$	0.77*	0.78*			
		RRMSE/%	10.67	10.56			
NDNI	$R^2$	0.72*	0.73*				
	RRMSE/%	12.33	12.19				

2.4 讨论

偏振反射的光谱不变性使得 pBRF 在植被强反射波段所占比例小, 而在植被吸收波段占比较大(图 6)。植被的吸收波段集中于可见光和短波红外区域, 它们的主要吸收物质分别为叶绿素和干物质, 因而这两波段的反射光是与这些物质内的元素(如氮)作用后的结果, 导致这两个区段的反射率与 PNC 有较强的相关性(图 2), 用于估算 PNC 时误差较小(图

3)。偏振反射在可见光谱段(350~700 nm)平均占总反射的 5%~18%(最高可达 45%), 在短波红外的 1 400~1 700 nm 平均占比 3%, 在 1 900~2 300 nm 平均占比 7%(最高达 25%), 因而吸收波段的偏振效应不可忽略, 甚至可能在可见光反射中起主导作用。在这些波段中剔除偏振效应, 实际上是从纯化和纠正植被反射光谱的角度更客观的认识植被生化物质对光的吸收量的过程, 这对于植被生化组分反演十分

重要。

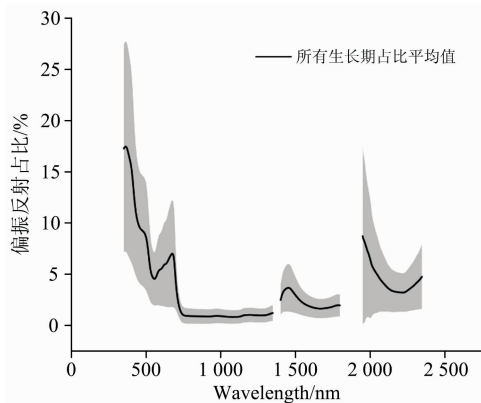


图 6 偏振反射在总反射中所占比例的平均值-标准差  
Fig. 6 Average-standard deviation plot of proportion of polarized reflection in general reflection

445 nm 反射率被当做表面反射在本工作被证实具有较大的局限性, 因为 445 nm 同时为叶绿素和类胡萝卜素的吸收峰<sup>[12]</sup>, 445 nm 反射率虽然被表面反射主导, 但真正从叶片内部反射出的能量很大程度上指示了叶绿素和类胡萝卜素的含量, 进而反映了生化元素组分含量。因此剔除表面反射能完全保留这部分具有生化指示作用的反射能量, 这也是偏振探测相对于 mVI 在预测 PNC 方面的优势所在。同时, 图 2 中展示的 dBRF 相对于 BRF 的氮含量相关性在蓝光波段的较显著提升, 也正是由于 445 nm 附近的 BRF 由偏振反射主导造成。根据菲涅尔反射定律, 对于视场内匀质性较好的表面, 表面反射可由偏振反射率精确预估, 此方法已用于室内测量偏振反射对叶片组分含量估算的影响评估<sup>[9]</sup>。而本研究的探测视场内为结构复杂的冬小麦冠层, 其叶片倾角取向任意, 直接考虑入射-观测几何并由偏振反射率估算得到表面反射率具有很大不确定性, 因此并未考虑完全去除表面反射, 而是仅评估偏振反射部分带来的影响。同时应注意到, 是天底方向实验进行的冠层反射率因子测量, 而偏振反射率在天底方向较小( $<4\%$ ), 因此在精度方面(尤其是植被指数法)带来的小幅提升合情合理。偏振反射会随入射-观测相位角的增大而显著增大<sup>[7]</sup>, 因此会给前向观测尤其是大角度观测带来更大影响。实际遥感过程往往无法控制观测在天底方向进行, 因此偏振探测势必能为植被参量反演精度带来更大提升。

本工作基于一个全部阴影土壤背景的假设, 因此多次散射的土壤背景不产生偏振效应。但实际测量过程中无法避免视场内零星的光照土壤出现, 尤其是拔节、挑旗期冬小麦植

株高度和叶片宽度有限, 冠层也不如开花、灌浆期茂盛, 光照土壤出现的概率较大, 这也是造成拔节、挑旗期 VI 模型决定性较差的主要原因, 同时也是偏振测量的主要误差源。未来的类似研究应更多考虑土壤这一误差源并尽量规避其影响, 或集中于测量光照和阴影条件下的土壤反射率因子, 参考端元解混理论, 考虑在总反射率中分离土壤效应, 得到更为纯净的植株冠层反射率, 进而更加准确地评估表面反射对生化组分估算的影响以及偏振测量所带来的精度提升。

### 3 结 论

偏振探测为利用常规遥感进行植被生化组分估算提供了提升精度的新手段。基于拔节、挑旗、开花、灌浆期共计 48 个冬小麦的地面偏振测量实验与分析, 得到以下结论:

(1) 剔除表面偏振反射增强了冠层反射率 BRF 与植株氮含量 PNC 的相关性, 这种增强在波长较短的可见光谱段较为明显, 在蓝光波段相关系数由 0.68 提升至 0.72, 为光谱回归法和植被指数法去除偏振反射提升精度提供了依据;

(2) 光谱回归法使用偏最小二乘回归 iPLSR 进行 PNC 估算, 利用剔除偏振反射率后的 dBRF 光谱进行回归提升了 BRF 光谱回归的精度, 预测-测量值的相关系数由 0.93 提升至 0.96, 均方根误差 RMSE 由 0.30% 降低至 0.23%, 误差降低 23%; 且 dBRF 回归结果强于同样可以去除表面反射与背景噪声的一阶导光谱 derBRF ( $Cor = 0.95$ ,  $RMSE = 0.25\%$ );

(3) 由于 5 月初的冬小麦抽穗过程, 拔节、挑旗期与开花、灌浆期应分开进行植被指数法 PNC 估算。使用三种类别的 7 种植被指数构建 PNC-VI 模型, 剔除表面偏振反射后的模型  $R^2$  和相对均方根误差 RRMSE 均有小幅的优化, 且由 dBRF 得到的 VI 估算结果优于同样考虑去除表面反射的 mVI 法; 其中  $ND_{80}$  (NDVI),  $ND_{705}$  和 OSAVI 适用于开花、灌浆期 PNC 估算; 模型  $R^2$  高于 0.75,  $SR_{705}$  与 NDNI 适用于拔节、灌浆期 PNC 估算, 模型  $R^2$  高于 0.5;

(4) 在植被冠层总反射中, 偏振反射在植被吸收波段可见光和短波红外占比 5%~20%, 因而会对利用吸收波段进行植被生化含量反演产生影响, 考虑去除叶表面偏振反射会对反演精度带来提升。

偏振遥感的引入为越来越精细的量化农业遥感需求提供了解决策略, 有助于更加精确的植被 BRDF 模型构建<sup>[13]</sup>。包括植被在内的多种地表偏振特性的基础数据积累与深入认知, 也将从新的维度为生化组分含量反演等更多遥感生态应用起到积极的作用。

## References

- [ 1 ] YANG Fu-qin, FENG Hai-kuan, LI Zhen-hai, et al(杨福芹, 冯海宽, 李振海, 等). Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报), 2015, 46(11): 112.
- [ 2 ] WANG Chao, WANG Jian-ming, FENG Mei-chen, et al(王超, 王建明, 冯美臣, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2018, 38(5): 1520.
- [ 3 ] CHEN Yong-zhe, FU Bo-jie, FENG Xiao-ming, et al(陈永喆, 傅伯杰, 冯晓明, 等). Acta Ecologica Sinica(生态学报), 2017, 37(18): 6240.
- [ 4 ] Yao X, Huang Y, Shang G, et al. Remote Sensing, 2015, 7: 14939.
- [ 5 ] Wang Z, Skidmore A K, Wang T, et al. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2017, 54: 84.
- [ 6 ] Tian Y C, Yao X, Yang J, et al. Field Crops Research, 2011, 120: 299.
- [ 7 ] YANG Bin, YAN Lei, Knyazikhin Yuri, et al(杨彬, 晏磊, Knyazikhin Yuri 等). Journal of Remote Sensing(遥感学报), 2018, 22(6): 935.
- [ 8 ] Knyazikhin Y, Schull M A, Stenberg P, et al. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2013, 110(3): E185.
- [ 9 ] Li Y, Chen Y, Huang J. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2019, (99): 1.
- [10] Yang B, Knyazikhin Y, Möttus M, et al. Remote Sensing of Environment, 2017, 198: 69.
- [11] Sims D A, Gamon J A. Remote Sensing of Environment. 2002, 81: 337.
- [12] LI Fen-ling, CHANG Qing-rui, SHEN Jian, et al(李粉玲, 常庆瑞, 申健). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2016, 32(9): 157.
- [13] Yang B, Knyazikhin Y, Xie D, et al. Remote Sensing, 2018, 10: 1632.

## Improvement of Hyperspectral Estimation of Nitrogen Content in Winter Wheat by Leaf Surface Polarized Reflection Measurement

LIN Yi<sup>1</sup>, LIU Si-yuan<sup>1</sup>, YAN Lei<sup>1</sup>, FENG Hai-kuan<sup>2</sup>, ZHAO Shuai-yang<sup>1</sup>, ZHAO Hong-ying<sup>1\*</sup>

1. Beijing Key Lab of Spatial Information Integration and 3S Application, School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing 100871, China

2. Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

**Abstract** Hyperspectral remote sensing provides an effective way for real-time prediction of plant nitrogen content (PNC) in winter wheat plants. In hyperspectral detection, energy received by the sensor is divided into unpolarized light, which comes from multiple scattering inside the plant, and partially polarized light, which is from the foliar surface, while the latter does not contain nitrogen content information. This paper aims to evaluate the influence of this part of the surface polarization reflection on the PNC estimation. The canopy bidirectional reflectance factor (BRF) in nadir direction of 48 plots in periods of jointing, flagging, flowering and grouting of winter wheat were obtained, and the polarization component was assembled in front of the spectrometer fiber. The polarized reflectance (pBRF) is obtained, and the diffused reflectance factor (dBRF), which partially removes the surface reflection, is obtained by removing the pBRF from the BRF. Using spectral regression and vegetation index (VI) methods, the results of BRF, dBRF, and the existing methods considering removing surface reflection, were compared, to prove the effectiveness and stability of the polarization method. Evaluate the correlation between PNC and BRF & dBRF spectrum; in the spectral regression method, interval partial least squares regression (iPLSR) was used for PNC estimation. The method considering first-order derivative BRF (derBRF) was also compared. For the VI method, the PNC-VI models were established by using 7 VIs. The existed modified VI (mVI) models were also compared for analysis of the advantages and stability of the polarization-dBRF method. Finally, the non-negligibility of polarization reflection, the accurate estimation of surface reflection and the main error sources of the experiment were discussed and analyzed. After the removal of the polarized reflection, the correlation between the reflectance spectrum and PNC is significant in the visible band. The correlation coefficient increased from 0.68 to 0.72 in the blue band and slightly increased in the other spectral regions. In the spectral regression method, the root means square error RMSE of the predicted-measured PNC and dBRF spectrum reduced from 0.30% to 0.23%, indicating 23%'s error reduction; the estimation result is better than derBRF. The method demonstrates the effectiveness of the polarization method. In the vegetation index method, the accuracy of the PNC estimation model of the 7 VIs after polarization removal is



slightly improved, and the result is better than the mVI method, which proves the stability of the polarization method. The  $ND_{680}$  (NDVI),  $ND_{705}$  and OSAVI indices yielded better PNC estimation in flowering and grouting periods, with the modeling relative RMSE (RRMSE) within 11%;  $SR_{705}$  and NDNI performed the best in jointing and flagging periods, with the modeling RRMSE within 13%. This study provides a reference for improving the accuracy of remote sensing retrieval of vegetation components.

**Keywords** Nitrogen content; Polarization remote sensing; Hyperspectral remote sensing; Winter wheat; Leaf surface reflection; Vegetation index

(Received May 25, 2019; accepted Sep. 19, 2019)

\* Corresponding author

---

## 敬告读者——《光谱学与光谱分析》已全文上网

从 2008 年第 7 期开始在《光谱学与光谱分析》网站([www.gpxygpx.com](http://www.gpxygpx.com))“在线期刊”栏内发布《光谱学与光谱分析》期刊全文,读者可方便地免费下载摘要和 PDF 全文,欢迎浏览、检索本刊当期的全部内容;并陆续刊出自 2004 年以后出版的各期摘要和 PDF 全文内容。2009 年起《光谱学与光谱分析》每期出版日期改为每月 1 日。

《光谱学与光谱分析》期刊社