

基于光谱特征与 PLSR 结合的叶面积指数拟合方法的无人机画幅高光 谱遥感应应用

高 林^{1,2} 杨贵军^{1,*} 李长春³ 冯海宽¹ 徐 波¹ 王 磊^{1,3}
董锦绘^{1,3} 付 奎³

¹ 北京农业信息技术研究中心 / 国家农业信息化工程技术研究中心 / 农业部农业信息技术重点实验室, 北京 100097; ² 南京大学地理与海洋科学学院, 江苏南京 210023; ³ 河南理工大学测绘与国土信息工程学院, 河南焦作 454000

摘 要: 以冬小麦 LAI 为研究对象, 利用孕穗期、开花期和灌浆期获取的无人机 UHD185 高光谱影像以及同步测定的地面数据(冬小麦冠层 ASD 反射率和冬小麦 LAI), 论证光谱特征(红边参数或植被指数)与偏最小二乘回归算法结合的改进型 LAI 拟合方法在无人机画幅高光谱遥感 LAI 探测方面的应用价值。首先, 从光谱反射率相关性和植被指数相关性两方面比较 UHD185 与 ASD, 验证 UHD185 数据精度; 结果表明, 第 3~第 96 波段(458~830 nm)的无人机 UHD185 高光谱数据具有较好的光谱质量, 适宜探测冬小麦 LAI。其次, 分析光谱特征(6 种植被指数和 4 种红边参数)与 LAI 的相关性, 并通过独立验证和交叉验证方法, 依次对基于红边参数或植被指数的传统 LAI 拟合方法和改进型 LAI 拟合方法的冬小麦 LAI 预测精度进行评价, 相比于传统 LAI 拟合方法, 改进型 LAI 拟合方法能大幅度提高冬小麦 LAI 的预测精度, 特别是 PLSR+REPs。研究结果证实, 改进型 LAI 拟合方法能更加充分地利用无人机 UHD185 高光谱数据预测冬小麦 LAI, 可望为无人机高光谱遥感的作物理化参数探测提供几点可借鉴的思路。

关键词: 无人机; 高光谱遥感; 叶面积指数; 偏最小二乘回归; 红边参数; 植被指数

Application of an Improved Method in Retrieving Leaf Area Index Combined Spectral Index with PLSR in Hyperspectral Data Generated by Unmanned Aerial Vehicle Snapshot Camera

GAO Lin^{1,2}, YANG Gui-Jun^{1,*}, LI Chang-Chun³, FENG Hai-Kuan¹, XU Bo¹, WANG Lei^{1,3}, DONG Jin-Hui^{1,3}, and FU Kui³

¹ Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture / National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture / Key Laboratory of Agri-informatics, Ministry of Agriculture, Beijing 100097, China; ² School of Geographic and Oceanographic Sciences, Nanjing University, Nanjing in Jiangsu province 210023, China; ³ School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo in Henan province 454000, China

Abstract: The objective of this study was to demonstrate the value of an improved method of retrieved leaf area index (LAI) based on unmanned aerial vehicle (UAV) hyperspectral data combined spectral characteristics, as red edge parameters (REPs) and

本研究由国家重点研发计划项目(2016YFD0300602), 国家自然科学基金(61661136003, 41471285, 41271345)和北京市农林科学院科技创新能力建设项目(KJCX20170423)资助。

This study was supported by the National Key Research and Development Program of China (2016YFD0300602), the National Natural Science Foundation of China (61661136003, 41471285, 41271345), and the Innovation Capacity Building Project of Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences (KJCX20170423).

* 通讯作者(Corresponding author): 杨贵军, E-mail: yanggj@nercita.org.cn

第一作者联系方式: E-mail: gaol081115@126.com

Received(收稿日期): 2016-05-15; Accepted(接受日期): 2017-01-21; Published online(网络出版日期):

URL:

vegetation indices, with partial least squares regression (PLSR). We got UAV UHD185 hyperspectral images at booting, anthesis, and filling stages in winter wheat. And synchronously measured ASD hyperspectral data and winter wheat LAI. We compared UHD185 data with ASD data in terms of the correlation between reflectivity and vegetation indices to verify the UAV hyperspectral data accuracy. The band 3 to 96 (458-830 nm) of UHD185 hyperspectral data had better spectral quality and was suitable for detecting winter wheat LAI. We did correlation analysis between spectral characteristics, six kinds of vegetation indices and four kinds of red edge parameters, and LAI, and used two kinds of validation methods, independent validation and cross validation, to analyze the prediction accuracy of winter wheat LAI. Compared with traditional LAI fitting method, the improved LAI fitting method especially PLSR+REPs, greatly improved the prediction accuracy of winter wheat LAI. The above results confirmed that the improved LAI fitting method is able to better utilize UAV UHD185 hyperspectral data to predict LAI of winter wheat. Moreover, it is expected to provide a few new ideas for retrieving crop physical and chemical parameters based on UAV hyperspectral data.

Keywords: Unmanned aerial vehicle (UAV); Hyperspectral remote sensing; Leaf area index (LAI); Partial least squares regression; Red edge parameters; Vegetation indices

叶面积指数(leaf area index, LAI)是植物冠层系统重要属性之一,与色素含量、碳氮循环、生物量以及物候期关系密切^[1-3],可作为评价作物长势和预测产量的依据。野外实测方法可以获得准确的 LAI,但费时费力代价高昂,且破坏性强。遥感技术因其非侵入式和高通量特点被 *Nature Methods* 杂志评为最值得关注的科学技术之一^[4],是开展大范围 LAI 无损探测的唯一方法。自 20 世纪 80 年代以来,基于卫星、航空、地面平台的高光谱技术在 LAI 探测方面展现出巨大潜力;与此同时一系列基于高光谱技术的研究方法也得到长足发展,其中由伍德(S. Wold)和阿巴诺(C. Albano)等提出的偏最小二乘回归方法(partial least squares regression, PLSR)^[5]通过构建自变量的潜变量关于因变量的潜变量的线性回归模型,间接描述自变量与因变量之间的关系,有效地解决了各光谱变量集合内部高度线性相关问题,从理论上降低光谱变量之间的相关性对估测模型的影响,受到众多学者的青睐, Hansen 和 Schjoerring^[6]报道了基于 PLSR 模型的小麦叶面积指数高精度估算; Nguyen 和 Lee^[7]评价了基于 PLSR 的高光谱技术探测水稻长势和氮营养水平的潜力。然而,许多研究选择将光谱反射率作为 PLSR 的自变量因子,以期通过增加波段数量来提升模型估测精度,但实质上只增加了运算时间^[8],李小文等^[9]指出植被结构参数与波谱无关,仅通过增加波段数量并不能获得更多有关结构参数方面的信息;也有一些研究^[10]考虑到光谱特征位置或植被指数对 LAI 的敏感性,选择将其作为 PLSR 的自变量因子,提出一种改进型 LAI 拟合方法,虽然研究结果证实该方法可有效地提高 LAI 估测精度,但参与计算的原始数据来源于地面非成像高光谱仪,无法考虑 LAI 的空间分布特性,所以限制了其在农业遥感中的应用价值。

近几年,各行业工作者越来越看重遥感技术的应用前景,无人机遥感技术作为新型遥感技术的中坚力量异军突起,也受到农业工作者的青睐。相比于近地、航空以及卫星等传统遥感平台,无人机遥感平台机动灵活、轻便主动、自动智能程度高的优势更适用于农田环境,高林等^[11]指出将无人机遥感技术应用于精准农业研究,可保证 LAI 估测精度和维持高工作效率。随着 Cubert UHD 185-Firefly (简称 UHD185, <http://cubert-gmbh.de/>)、Rikola FPI (<http://www.rikola.fi/>)、BaySpec OCI-1000 (<http://www.bayspec.com/>)等微型、轻量化高光谱传感器的问世,无人机高光谱遥感为当今农业遥感发展掀开了新的序幕。Bareth 等^[12]和 Aasen 等^[13]依次验证了 UHD185 高光谱反射率精度和论证了 UHD185 生成的 3D 信息的应用价值,为后续相关研究的开展奠定了基石,但上述研究未能针对某一具体的作物理化参数分析无人机 UHD185 高光谱遥感的应用潜力,尤其是在挖掘无人机 UHD185 遥感数据高精度估算 LAI 方面的相关研究更鲜有报道。

本文以冬小麦孕穗期、开花期和灌浆期无人机 UHD185 影像为遥感数据源,先后使用植被指数或红边参数的传统 LAI 拟合方法和以植被指数或红边参数为 PLSR 自变量因子的改进型 LAI 拟合方法估测研究区冬小麦 LAI,评价两种方法的估测精度,为基于无人机高光谱遥感的作物理化参数探测提供几点可借鉴的思路。

1 材料与方法

1.1 试验设计

2014 年 10 月至 2015 年 6 月在北京市昌平区国家精准农业研究示范基地(40°10′31″~40°11′18″N, 116°26′10″~116°27′05″E, 海拔 36 m)开展冬小麦试验。土壤类型为潮土, 0~0.3 m 土层中有机质质量分数 15.8~20.0 g kg⁻¹, 硝态氮质量分数 3.16~14.82 mg kg⁻¹, 有效磷质量分数 3.14~21.18 mg kg⁻¹, 速效钾质量分数 86.83~120.62 mg kg⁻¹。前茬作物为玉米。

2014 年 10 月 7 日播种冬小麦(供试品种为中麦 175 和京 9843), 播种间距 15 cm, 基本苗 375 万株 hm⁻², 底肥均为过磷酸钙 375 kg hm⁻² 和硫酸钾 150 kg hm⁻²。试验田内设 48 个面积均等的小区(6 m × 8 m); 每 16 个小区划定为 1 组, 按照 0 (N1)、195 kg hm⁻² (N2)、390 kg hm⁻² (N3) 和 585 kg hm⁻² (N4) 4 个施氮水平处理(氮肥为尿素, 基肥和拔节期追肥各施 1/2), 共重复 3 次(图 1)。其他按照田间实际管理操作。

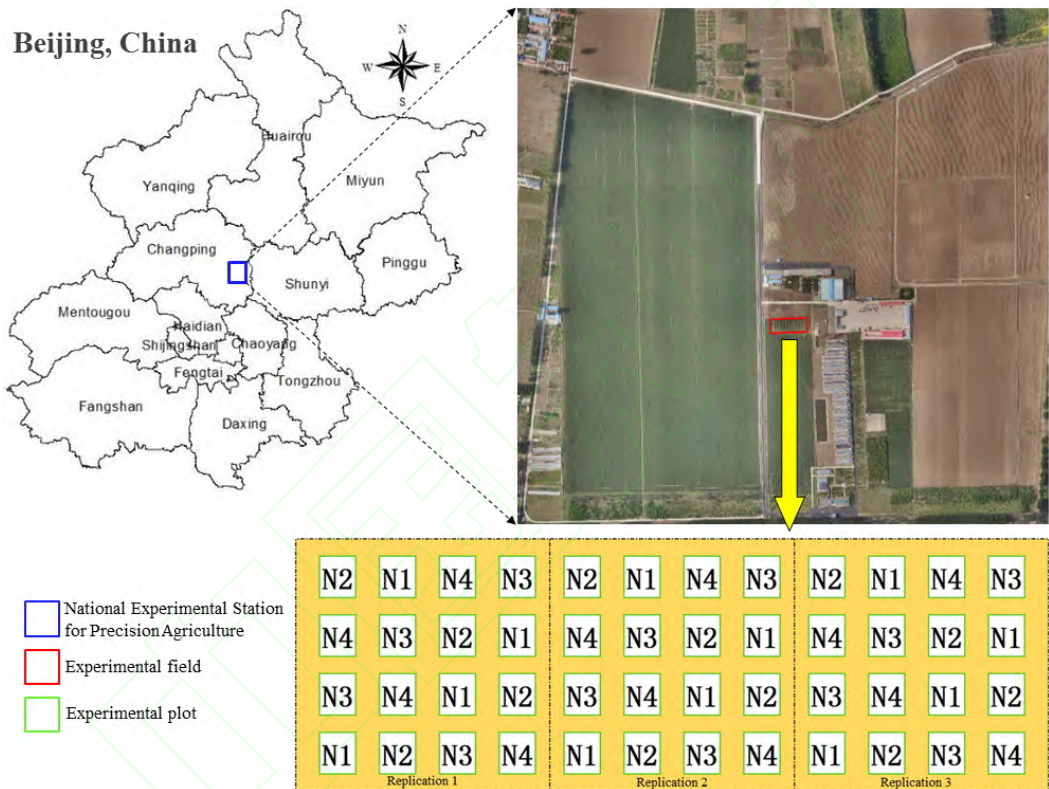


图 1 研究区地理位置及冬小麦变量施肥试验概况

Fig. 1 Geographic location of the study area and variable nitrogen fertilization application on winter wheat

N1~N4 表示施氮水平, 依次为 0、195、390、585 kg hm⁻²。

N1 to N4 indicate nitrogen application level at 0, 195, 390, and 585 kg ha⁻¹, respectively.

1.2 试验数据采集

依次在冬小麦孕穗期(2015 年 4 月 26 日)、开花期(2015 年 5 月 13 日)和灌浆期(2015 年 5 月 22 日)采集试验数据。

在 12 点太阳光强度稳定、晴朗无云时, 利用美国 Analytical Spectral Device 公司生产的 ASD FieldSpec Pro2500 光谱辐射仪(简称 ASD, <http://www.asdi.com/>)采集试验小区冬小麦冠层光谱。ASD 光谱采集范围是 350~2500 nm, 其中 350~1000 nm 范围的光谱采样间隔为 1.4 nm, 光谱分辨率为 3 nm; 1000~2500 nm 范围的光谱采样间隔为 2 nm, 光谱分辨率 10 nm。采集光谱时, 保持探头与冠层的垂直距离约为 1.0 m(地面视场范围约 0.15 m²), 测量前后均进行标准白板校正。每个小区随机测量 10 次, 取其平均值作为该小区冬小麦冠层光谱反射率。

无人机遥感数据获取与 ASD 光谱测量同步进行。为了满足研究目的需要,设计的无人机遥感系统包括无人机系统和高光谱数据获取与处理系统。无人机系统由八旋翼电动无人机、飞行控制系统、惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)、无线遥控系统、地面站控制及数据处理系统构成。高光谱数据获取与处理系统由 UHD 185-Firefly 和微型单板计算机 Pokini Z (<http://www.pokini.de/>)组成。UHD 185 是 Cubert 公司生产的一款全画幅式成像光谱仪,光谱采集范围 450~950 nm,光谱分辨率 4 nm,净重 0.47 kg,尺寸 195 mm×67 mm×60 mm;它独特的成像方式保证了在无人机飞行中获取影像较少地受到无人机遥感平台振动的干扰,而这种干扰往往造成影像出现严重几何畸变。无人机遥感作业时,先用黑、白板对 UHD185 进行辐射定标,并根据设定的飞行航线和飞行速度,将 UHD185 采样时间间隔定为 1 ms,以保证影像重叠度;在 50 m 航高下,UHD185(焦距 17 mm)能获取到的 0.21 m 空间分辨率高光谱像元(像元大小 50×50)和 0.01 m 空间分辨率灰度像元(像元大小 1000×1000),并将其存储在 Pokini Z 中;整个作业过程中,地面控制站始终通过无线网络远程操控 Pokini Z 运行。3 个生育期的无人机遥感作业均采用同一套航线。

取样后将冬小麦茎叶分离,利用 CI-203 型激光叶面积仪(CI-203 Handheld Laser Leaf Area Meter, <http://www.cid-inc.com/>)测定叶面积,求其总和,进而计算单茎叶面积,然后乘以单位面积单茎数(根据关键生育期田间群体样本调查获得)得到冬小麦 LAI。3 个生育期共收集到 144 个冬小麦 LAI 样本数据,其中因孕穗期的两个 LAI 样本偏离群体水平,本研究不予考虑。

1.3 数据处理

UHD185 遥感数据预处理包括高光谱影像的辐射校正、高光谱影像的拼接和小区冬小麦冠层平均光谱提取。

采用 Cubert 公司在 MATLAB(<http://cn.mathworks.com/>)环境下根据 UHD185 传感器中心波长和波长半幅宽研发的辐射定标系统校正高光谱影像。参考 Lucieer 等^[14]研究的无人机高光谱遥感数据辐射定标过程将像元亮度值(digital number, DN)转换为地表反射率。

采用 Agisoft PhotoScan (<http://www.agisoft.com/>)软件^[15]拼接高光谱影像。利用动态结构算法(structure from motion algorithm, SFM)检测满足影像重叠度(航向重叠度>70%、旁向重叠度>30%)的特征点,建立特征点匹配对,根据地面控制点校正相关影像方位,实现影像重排列;通过密集多视角立体匹配算法(dense multiview stereo algorithms, MVS)对重排列的影像进行三维点云重建,最后利用数字微分反解法实现影像的镶嵌与正射校正,得到研究区高光谱影像^[13]。

采用 ENVI (<http://www.esrichina.com/>)软件提取小区冬小麦冠层平均光谱。考虑到小区边缘与田垄交互地带的土壤背景干扰,在小区内绘制出包含 36 000 个像元的中心区域,将该区域的平均光谱作为小区冬小麦冠层平均光谱。

1.4 植被指数和红边参数的选取

参考已有文献,选取 6 种对 LAI 具有良好估测效果的高光谱植被指数(vegetation indices, VI),即归一化差异植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)^[16]、优化土壤调节植被指数(optimized soil-adjusted vegetation index, OSAVI)^[17]、三角植被指数(triangular vegetation index, TVI)^[18]、增强型土壤调节植被指数(modified soil-adjusted vegetation index, MSAVI)^[19]、调节型三角植被指数(modified triangular vegetation index, MTVI1)^[20]、调节型叶绿素吸收比率指数(modified chlorophyll absorption ratio index 2, MCARI₂)^[20]。同时,计算了 4 种常用的红边参数(red edge parameters, REPs),包括红边位置(red edge position, REP)^[21],即 680~750 nm 范围内的光谱一阶微分最大值所对应的波长;红边振幅(red edge amplitude, Dr)^[22],即红边位置的光谱一阶微分值;红边振幅/最小振幅(the ratio of the red edge amplitude to the minimum amplitude, Dr/Dr_{min})^[22],其最小振幅是波长在红边范围内的光谱一阶微分最小值;红边面积(red edge area, SDr)^[23],即 680~750 nm 范围内光谱一阶微分值的总和。

$$NDVI = \frac{R_{800} - R_{680}}{R_{800} + R_{680}} \quad (1)$$

$$\text{OSAVI} = \frac{(1+0.16) \times (R_{800} - R_{670})}{R_{800} + R_{670} + 0.16} \quad (2)$$

$$\text{TVI} = 0.5 \times [120 \times (R_{750} - R_{550}) - 200 \times (R_{670} - R_{550})] \quad (3)$$

$$\text{MSAVI} = \frac{1}{2} \times \left[2 \times R_{800} + 1 - \sqrt{(2 \times R_{800} + 1)^2 - 8 \times (R_{800} - R_{670})} \right] \quad (4)$$

$$\text{MTVI1} = 1.2 \times [1.2 \times (R_{800} - R_{550}) - 2.5 \times (R_{670} - R_{550})] \quad (5)$$

$$\text{MCARI}_2 = \frac{1.5 \times [2.5 \times (R_{800} - R_{670}) - 1.3 \times (R_{800} - R_{550})]}{\sqrt{(2 \times R_{800} + 1)^2 - (6 \times R_{800} - 5 \times \sqrt{R_{670}})} - 0.5} \quad (6)$$

式中, R 是波段反射率。用上式计算 ASD 植被指数(统称 VI_{ASD}); 用 R_{682} 、 R_{802} 代替式中的 R_{680} 、 R_{800} 计算 UHD185 植被指数(统称 $\text{VI}_{\text{UHD185}}$)。

1.5 叶面积指数估测精度评价方法

采用两种模型验证方法来客观评价 LAI 拟合方法。第一种方法, 随机将 142 个总体样本(最大值 6.631、最小值 0.352、平均值 2.948、标准差 1.547、变异系数 0.525)划分成 102 个建模样本(最大值 6.332、最小值 0.352、平均值 2.932、标准差 1.571、变异系数 0.536)和 40 个验证样本(最大值 6.631、最小值 0.486、平均值 2.987、标准差 1.500、变异系数 0.502), 图 2 显示总体样本、建模样本和验证样本都呈正态分布, 奠定了本研究的理论基础。第二种方法是留一的交叉验证(leave-one-out cross validation), 即每次用 $n-1$ 个样本($n=142$)进行训练, 留下 1 个样本对训练模型进行检验, 获得该样本的估测值, 如此循环 n 次, 共建立 n 个训练模型, 得到每一个参与验证的样本的估测值; 其最大的优点是训练模型能最接近总体样本分布, 且迭代过程中没有随机因素影响试验数据, 避免了因样本划分可能出现的随机误差。此外, 选择决定系数(coefficient of determination, R^2)和均方根误差(root-mean-square error, RMSE)作为 LAI 估测模型评价指标。 R^2 取值范围为 0~1, 值越接近 1, 模型拟合精度越高; RMSE 越小, 说明预测值与实测值的差异越小, 模型的预测精度相对越高。

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \times (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \times \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (7)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \quad (8)$$

式中, x_i 、 $\bar{x}$ 、 y_i 、 $\bar{y}$ 分别为实测值、实测值均值、模拟值、模拟值均值; n 为测量次数。

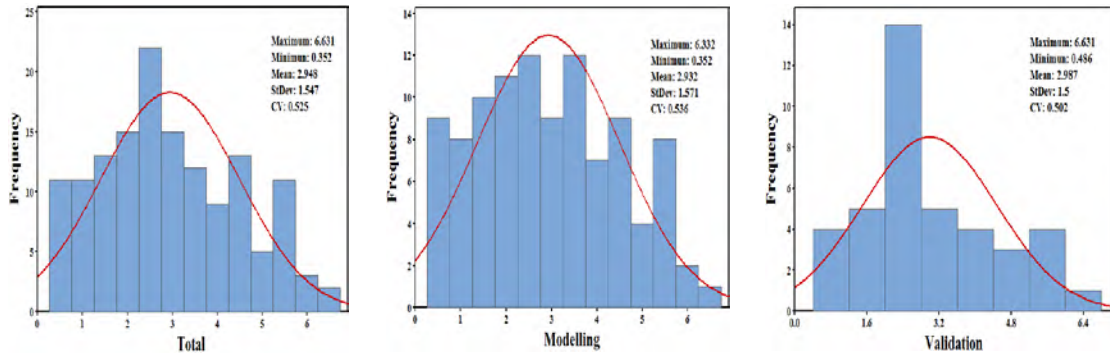


图 2 总体样本、建模样本、验证样本的正态分布

Fig. 2 Normal curves of total, modelling and validation samples

2 结果与分析

2.1 UHD185 数据估测 LAI 的波段范围选择

一款新型传感器在使用前评价其数据精度必不可少。针对 UHD185，前人已初步对其光谱反射率精度做了验证，但受目标地物和验证数据源(即采集验证光谱所使用的仪器)差异的影响，田明璐等^[24]基于对 UHD185 和 SVC HR-1024i 非成像全光谱地物波谱仪的棉花冠层波谱形态差异性分析，指出 UHD185 第 1~第 100 波段(450~850 nm)的光谱信息准确可靠。该结论虽有一定的指示作用，但就不同作物类型和验证数据源来说，仍需要进一步探索无人机 UHD185 数据估测 LAI 的最佳波段范围。考虑到 UHD185 和 ASD 光谱分辨率差异，将 ASD 波段重采样为 UHD185 波段，并计算两者的相关性；结果表明 UHD185 和重采样的 ASD 在第 3~第 96 波段(458~830 nm)范围的光谱反射率高度相关：孕穗期 $R^2=0.996$ 、开花期 $R^2=0.998$ 、灌浆期 $R^2=0.996$ 。在此基础上，分别使用 458~830 nm 范围的 ASD 数据和 UHD185 数据计算 6 种植被指数，并从相关性角度更深入地分析 VI_{ASD} 和 VI_{UHD185} 的差异；结果表明 VI_{ASD} 和 VI_{UHD185} 有超过 93% 的样本位于最佳估计区间， VI_{ASD} 和 VI_{UHD185} 相关性较好， $R^2>0.8$ (图 3)。综合上述分析，UHD185 获取的冬小麦冠层光谱信息在第 3~第 96 波段(458~830 nm)范围具有较好的辐射分辨率和光谱质量，可用其估测冬小麦 LAI。

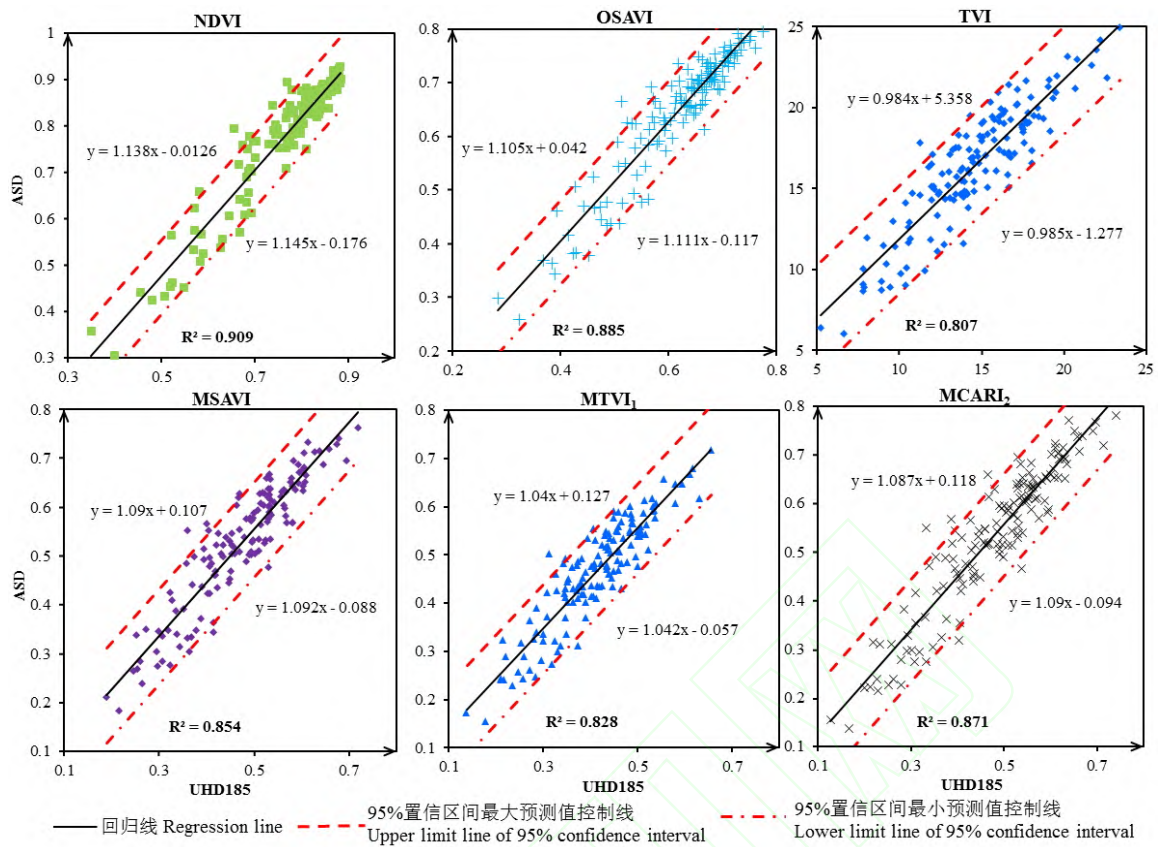


图3 VI_{UHD185} 和 VI_{ASD} 的相关性分析

Fig. 3 Correlation analysis between VI_{UHD185} and VI_{ASD}

2.2 传统方法估算 LAI

无论是相关性分析还是两种验证结果表 1 均证实, 4 个红边参数中, 红边振幅与 LAI 关系最密切, 其构建的模型对 LAI 解释能力最高; 然而, 整体上红边对 LAI 的估测效果并不理想。6 种植被指数中, TVI 构建的模型对 LAI 的解释能力最低; MTVI1 对 LAI 的预测能力略高于 TVI; NDVI、OSAVI、MSAVI 和 MCARI₂ 四种植被指数与 LAI 的相关性依次增高。其原因在于, 以估测叶绿素浓度为初衷而构建的 TVI 在冠层密度较大时(LAI>4), 因其对叶绿素高度敏感性, 导致估测 LAI 精度低; MTVI1 含有对叶片和冠层结构敏感的 800 nm 光谱反射率, 在一定程度上增强在冬小麦叶片色素高含量时(开花期) MTVI1 对 LAI 的敏感性; NDVI 在过去近 40 年的 LAI 遥感估测中被广泛使用, 在 LAI<3 时, NDVI 往往表现出与 LAI 较好的相关性^[25], 而在 LAI>3 以后, 红光反射率与 LAI 的相关性出现渐进, 近红外反射率与 LAI 的相关性则继续升高^[26], 受比值的非线性拉伸影响, 红光部分虽然得到增强, 但近红外部分却受到抑制, 造成 NDVI 对高冠层密度(孕穗期和开花期)下的 LAI 产生饱和效应, 所以其对 LAI 的预测精度不理想; OSAVI 和 MSAVI 对 LAI 的估测精度优于 NDVI 得益于其土壤调节系数能较好地调节红光对土壤背景的敏感性; MCARI₂ 估测模型预测 LAI 的精度是 6 种植被指数中最高的(独立验证精度略低于 MSAVI, 可能是随机误差; 全样本参与的相关性分析和交叉验证结果均说明 MCARI₂ 对 LAI 的预测能力优于 MSAVI), 原因在于 MCARI₂ 在一定程度上降低了叶绿素浓度的干扰, 也保持了对 LAI 变化的敏感性。同时, 上述研究结果也说明在利用植被指数预测 LAI 时, 应避免使用对叶片色素含量敏感的植被指数(如 TVI); LAI>3 时, 不适宜使用易出现饱和效应的植被指数(如 NDVI); 应选取对土壤光谱有抑制作用(如 OSAVI、MSAVI)和对叶绿素低敏感(如 MCARI₂)的植被指数。

表 1 基于红边参数、植被指数估算 LAI 的精度比较

Table 1 Comparison of precision in retrieving winter wheat LAI based on red-edge parameters and vegetation indices

红边参数和植被指数		相关系数	独立验证		交叉验证	
Red-edge parameter (REP)		Correlation coefficient	Validation (n=40)		Leave-one-out cross validation (n=142)	
and vegetation index (VI)		(n=142)	R^2	RMSE	R^2	RMSE
REPs	Dr	0.749	0.606	0.950	0.550	1.030
	SDr	0.703	0.556	1.010	0.480	1.110
	REP _{FD}	0.450	0.107	1.430	0.180	1.390
	Dr/Dr _{min}	0.673	0.402	1.160	0.430	1.160
VI	NDVI	0.744	0.490	1.090	0.540	1.050
	OSAVI	0.772	0.570	1.010	0.580	0.990
	MSAVI	0.778	0.615	0.950	0.595	0.980
	MCARI ₂	0.782	0.606	0.960	0.602	0.972
	MTVI1	0.735	0.582	0.990	0.530	1.060
	TVI	0.688	0.537	1.030	0.460	1.130

2.3 改进型方法估算 LAI

上述分析结果显示：基于红边参数或植被指数的 LAI 估测结果并无法为大田管理提供可靠信息，一方面原因在于红边与叶面积指数的相关性，涉及叶绿素对可见光的吸收和叶片细胞结构以及冠层结构对近红外的反射等多重因素影响，是一个复杂问题；另一方面窄波段植被指数与 LAI 的敏感性很大程度上受到波段宽度和波段位置影响^[27]，因此选择合适位置的波段构建对外界环境(土壤背景)和作物生化组分(色素)不响应，对作物叶片细胞结构和冠层结构敏感的植被指数，是提高植被指数与 LAI 相关性的重点，而这项工作相当困难。在这种情况下，引入合理的算法，使之与红边参数以及植被指数结合则成为提高 LAI 估测精度，强化估测模型鲁棒性的关键，所以本文采用 PLSR 与红边参数或植被指数结合的改进型方法估测叶面积指数。

图 4 表明，PLSR+REPs 的 LAI 估测精度比单个红边参数大幅提高。独立验证， R^2 提高 0.151~0.65，RMSE 降低 0.218~0.698；交叉验证， R^2 提高 0.205~0.575，RMSE 降低 0.268~0.628。PLSR+VIs 的 LAI 估测精度比单个植被指数大幅提高。独立验证， R^2 提高 0.094~0.219，RMSE 降低 0.15~0.29；交叉验证， R^2 提高 0.092~0.234，RMSE 降低 0.119~0.277。尽管仍无法避免个别 LAI 预测值偏离最优预测区间，以及灌浆期个别实测 LAI 过低(LAI<0.7)，造成预测值出现负值，但绝大多数 LAI 预测值能够较好地与 LAI 实测值拟合，证明 PLSR 算法的确有效地激发了各个红边参数以及植被指数对 LAI 的敏感性，基于 PLSR 与红边参数或植被指数结合能够更好地模拟 LAI。

PLSR+REPs 比 PLSR+VIs 更适宜估测 LAI。独立验证，PLSR+REPs 的 R^2 和 RMSE 分别比 PLSR+VIs 提高 0.048 和降低 0.068；交叉验证，PLSR+REPs 的 R^2 和 RMSE 分别比 PLSR+VI 提高 0.061 和降低 0.091。

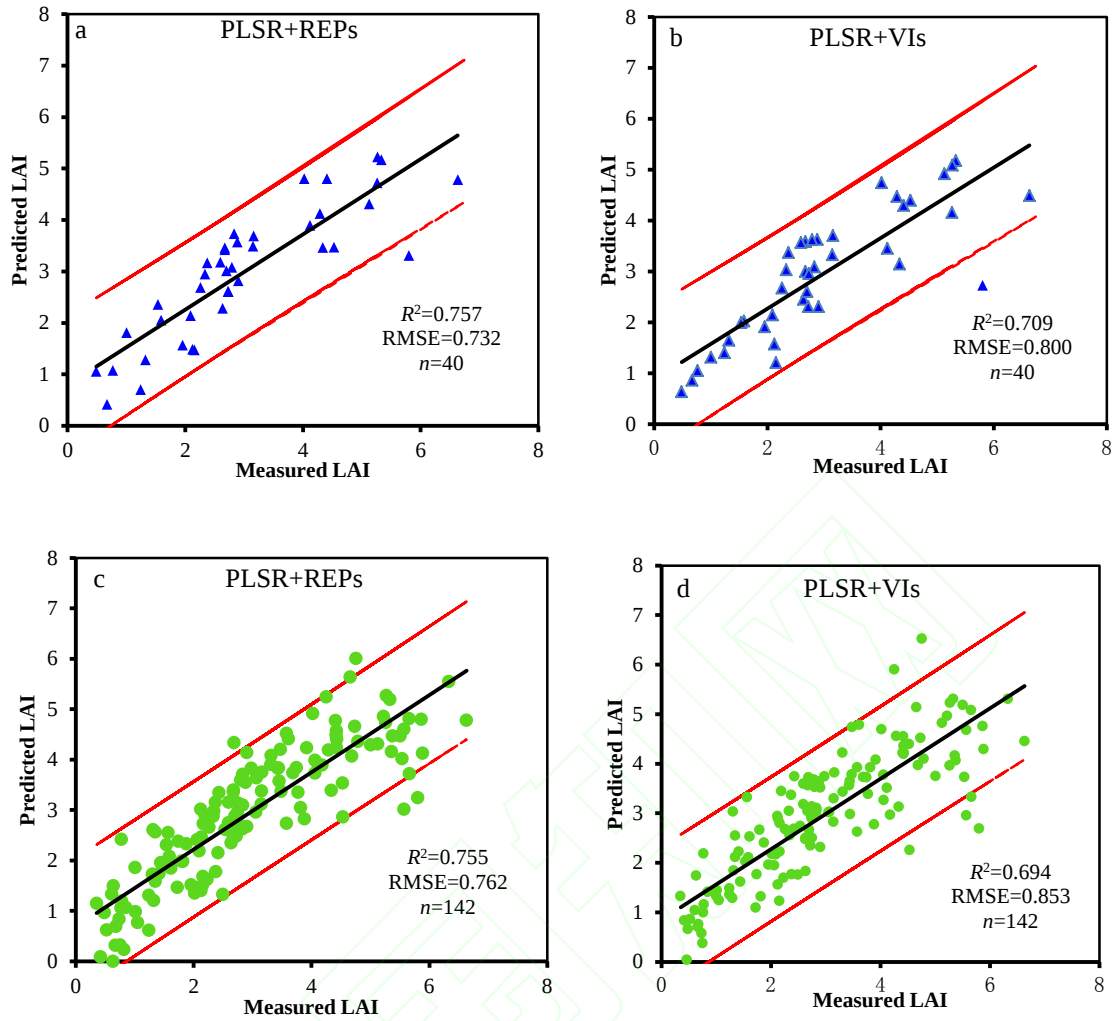


图 4 基于 PLSR+REPs 和 PLSR+VI 的 LAI 估测精度对比

Fig. 4 Comparison of precision in retrieving winter wheat LAI based on PLSR+REPs and PLSR+VI

a 和 b 是独立验证; c 和 d 是交叉验证。

a and b are independent validation; c and d are cross validation.

3 讨论

植被指数在遥感预测 LAI 中广为使用,但受波段宽度和位置以及计算原理的影响,一些植被指数(NDVI)在 $LAI > 3$ 时会逐渐趋于饱和,一些植被指数与 LAI 存在相关性的同时也与叶绿素浓度密切相关。尽管本文和许多研究均证实选择自身稳定性高的以及对叶绿素浓度、土壤背景等因素具有一定抗干扰作用的植被指数,可提高与 LAI 的线性关系;但植被指数并不能充分展现高光谱探测 LAI 的优势^[28]。红边参数在高光谱遥感探测作物理化参数方面效果突出, Herrmann 等^[29]研究就已证实红边与 LAI 高度相关($r = 0.91$),然而表 1 指出的各个红边参数估测 LAI 精度低,与 Herrmann 等研究结论出入。2 种研究结果出现差异的原因在于:①红边作为高光谱传感器特有的检测目标,其大小与传感器光谱分辨率密切相关, Herrmann 的作物冠层光谱测量是基于 ASD Field Spec 光谱辐射仪(1 nm 光谱分辨率数据)开展的,两种不同光谱分辨率的传感器对红边的探测能力必然不同,且辐射定标也有差异;②冠层光谱计算方式不同,本研究基于 UHD185 “图谱合一”优势,通过影像获取小区平均光谱,而 Herrmann 则通过有限的“点”(1.5 m 高的 ASD 瞬时视场内仅包含 0.35 m^2 冠层区域)测量结果的平均值作为冠层光谱;③参与研究的叶面积指数不同, Herrmann 使用 AccuPAR LP80 植物冠层分析仪获取有效叶面积指数,与本研究采用的真实叶面积指数不同;另外,叶绿素浓度、叶倾角以及水分胁迫的差异也在一定程度上影响着红边位置和形态^[23]。因此,不同光

谱分辨率计算的红边参数与 LAI 的相关性不尽相同, 上述 2 种研究结果出现差异是合理的。考虑到此, 本研究采用一种改进型 LAI 拟合方法, 将植被指数和红边参数分别作为自变量因子, 通过 PLSR 激发植被指数或红边参数与 LAI 关联的潜在信息, 构建植被指数或红边参数的潜变量关于 LAI 的潜变量的线性回归模型。独立验证和交叉验证结果均表明改进型 LAI 拟合方法对冬小麦 LAI 的预测精度较传统 LAI 拟合方法有大幅提高, 说明改进型 LAI 拟合方法较之传统 LAI 拟合方法更能充分利用无人机 UHD185 高光谱信息估测冬小麦 LAI; 同时, PLSR+REPs 对 LAI 的估测精度高于 PLSR+VIs 则在一定程度上说明红边包含与 LAI 有关的信息较植被指数多, 设想将 PLSR+REPs 方法用于无人机高光谱遥感的植被叶绿素含量探测上或许也能够带来一些有助于开展田块尺度农业管理的信息, 而这将在后续研究中进行; 当将 6 种植被指数和 4 种红边参数一起作为自变量因子时, PLSR 并无法充分利用植被指数和红边参数与 LAI 的潜在信息, PLSR+VIs+REPs 对 LAI 的预测精度(交叉验证精度 $R^2=0.752$, RMSE=0.761)与 PLSR+REPs 差异不大。

4 结论

与传统 LAI 拟合方法相比, 改进型 LAI 拟合方法能更加充分地利用无人机 UHD185 高光谱信息, 获得精度更高的 LAI 预测值, 且 PLSR+REPs 预测的 LAI 精度比 PLSR+VIs 高, 可望为无人机高光谱遥感的作物理化参数探测提供几点可借鉴的思路。

References

- [1] Baret F, Jacquemoud S, Guyot G, Leprieux C. Modeled analysis of the biophysical nature of spectral shifts and comparison with information content of broad bands. *Remote Sens Environ*, 1992, 41: 133–142
- [2] Aparicio N, Villegas D, Araus J L, Casadesús J, Royo C. Relationship between growth traits and spectral vegetation indices in durum wheat. *Crop Sci*, 2002, 42: 1547–1555
- [3] Coyne P I, Aiken R M, Maas S J, Lamm F R. Evaluating yield tracker forecasts for maize in western Kansas. *Agron J*, 2009, 101: 671–680
- [4] De Souza N. Machines learn phenotypes. *Nat Methods*, 2013, 10: 38
- [5] 王惠文, 吴载斌, 孟洁. 偏最小二乘回归的线性与非线性方法. 北京: 国防工业出版社, 2006
Wang H W, Wu Z B, Meng J. Partial least squares regression-linear and nonlinear methods. Beijing: National Defense Industry Press, 2006 (in Chinese)
- [6] 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
- [7] Nguyen H T, Lee B W. Assessment of rice leaf growth and nitrogen status by hyperspectral canopy reflectance and partial least square regression. *Eur J Agron*, 2006, 24: 349–356
- [8] Darvishzadeh R, Skidmore A, Schlerf M, Atzberger C, Corsi F, Cho M. LAI and chlorophyll estimation for a heterogeneous grassland using hyperspectral measurements. *ISPRS J Photogrammetry & Remote Sens*, 2008, 63: 409–426
- [9] 李小文, 高峰, 王锦地, 朱启疆. 遥感反演中参数的不确定性与敏感性矩阵. 遥感学报, 1997, 1(1): 5–14
Li X W, Gao F, Wang J D, Zhu Q J. Uncertainty and sensitivity matrix of parameters in inversion of physical BRDF model. *J Remote Sens*, 1997, 1(1): 5–14 (in Chinese with English abstract)
- [10] Li X C, Zhang Y J, Bao Y S, Luo J H, Jin X L, Xu X G, Song X Y, Yang G G. Exploring the best hyperspectral features for LAI estimation using partial least squares regression. *Remote Sens*, 2014, 6: 6221–6241
- [11] 高林, 李长春, 王宝山, 杨贵军, 王磊, 付奎. 基于多源遥感数据的大豆叶面积指数估测精度对比. 应用生态学报, 2016, 27: 191–200
Gao L, Li C C, Wang B S, Yang G G, Wang L, Fu K. Comparison of precision in retrieving soybean leaf area index based on multi-source remote sensing data. *Chin J Appl Ecol*, 2016, 27: 191–200 (in Chinese with English abstract)
- [12] Bareth G, Aasen H, Bendig J, Gnyp M L, Bolten A, Jung A, Michels R, Soukkaäki J. Low-weight and UAV-based hyperspectral full-frame cameras for monitoring crops: spectral comparison with portable spectroradiometer measurements. *Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinf*, 2015, 2015: 69–79
- [13] Aasen H, Burkart A, Bolten A, Bareth G. Generating 3D hyperspectral information with lightweight UAV snapshot cameras for vegetation

monitoring: From camera calibration to quality assurance. *ISPRS J Photogrammetry & Remote Sens*, 2015, 108: 245–259

- [14] Lucieer A, Malenovsky Z, Veness T, Wallace L. HyperUAS: imaging spectroscopy from a multirotor unmanned aircraft system. *J Field Robot*, 2014, 31: 571–590
- [15] Turner D, Lucieer A, Wallace L. Direct georeferencing of ultrahigh-resolution UAV imagery. *IEEE Trans Geosci & Remote Sens*, 2014, 52: 2738–2745
- [16] Peñuelas J, Isla R, Filella I, Araus J L. Visible and near-infrared reflectance assessment of salinity effects on barley. *Crop Sci*, 1997, 37: 198–202
- [17] Rondeaux G, Steven M, Baret F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote Sens Environ*, 1996, 55: 95–107
- [18] 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
- [19] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, Kerr Y H, Sorooshian S. A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sens Environ*, 1994, 48: 119–126
- [20] Haboudane D, Miller J R, Pattey E, Zarco-Tejada P J, Strachan I B. 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
- [21] Dawson T P, Curran P J. Technical note a new technique for interpolating the reflectance red edge position. *Int J Remote Sens*, 1998, 19: 2133–2139
- [22] 冯伟, 朱艳, 姚霞, 田永超, 郭天财, 曹卫星. 利用红边特征参数监测小麦叶片氮素积累状况. 农业工程学报, 2009, 25(11): 194–201
Feng W, Zhu Y, Yao X, Tian Y C, Guo T C, Cao W X. Monitoring nitrogen accumulation in wheat leaf with red edge characteristics parameters. *Trans CSAE*, 2009, 25(11): 194–201 (in Chinese with English abstract)
- [23] Filella I, Penuelas J. The red edge position and shape as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status. *Int J Remote Sens*, 1994, 15: 1459–1470
- [24] 田明璐, 班松涛, 常庆瑞, 由明明, 罗丹, 王力, 王烁. 基于低空无人机成像光谱仪影像估算棉花叶面积指数. 农业工程学报, 2016, 32(21): 102–108
Tian M L, Ban S T, Chang Q R, You M M, Luo D, Wang L, Wang S. Use of hyperspectral images from UAV-based imaging spectroradiometer to estimate cotton leaf area index. *Trans CSAE*, 2016, 32(21): 102–108
- [25] Stagakis S, Markos N, Sykioti O, Kypris A. Monitoring canopy biophysical and biochemical parameters in ecosystem scale using satellite hyperspectral imagery: an application on a *Phlomis fruticosa* Mediterranean ecosystem using multiangular CHRIS/PROBA observations. *Remote Sens Environ*, 2010, 114: 977–994
- [26] Gonsamo A. Normalized sensitivity measures for leaf area index estimation using three-band spectral vegetation indices. *Int J Remote Sens*, 2011, 32: 2069–2080
- [27] Lee K-S, Cohen W B, Kennedy R E, Maersperger T K, Gower S T. Hyperspectral versus multispectral data for estimating leaf area index in four different biomes. *Remote Sens Environ*, 2004, 91: 508–520
- [28] Yu K, Li F, Gnyp M L, Miao Y X, Bareth G, Chen X P. Remotely detecting canopy nitrogen concentration and uptake of paddy rice in the Northeast China Plain. *ISPRS J Photogrammetry & Remote Sens*, 2013, 78: 102–115
- [29] Herrmann I, Pimstein A, Karnieli A, Cohen Y, Alchanatis V, Bonfil D J. LAI assessment of wheat and potato crops by VENUS and Sentinel-2 bands. *Remote Sens Environ*, 2011, 115: 2141–2151