

无人机高光谱波段选择的叶面积指数反演

孔钰如^{1,2}, 王李娟^{1*}, 冯海宽², 徐艺¹, 梁亮¹, 徐璐¹, 杨小冬^{2*}, 张青琪¹

1. 江苏师范大学地理测绘与城乡规划学院, 江苏 徐州 221116

2. 农业部农业遥感机理与定量遥感重点实验室, 北京农林科学院信息技术研究中心, 北京 100097

摘要 叶面积指数(LAI)是评价作物长势和作物产量的重要参数。为有效利用高光谱信息, 优选出最佳波段进而构建新型双波段指数来提高 LAI 估测精度, 以冬小麦为研究对象, 获取冬小麦孕穗期无人机高光谱数据和实测地面 LAI 数据, 开展冬小麦 LAI 反演研究。首先采用连续投影算法(SPA)、最佳指数法(OIF)以及逐波段组合法(E)分别进行无人机高光谱数据最佳波段筛选, 进而将所选最佳波段构建新型双波段指数(VI_OIF, VI_SPA, VI_E); 然后将构建的新型双波段指数和常规双波段指数(VI_F)与 LAI 进行相关性对比分析, 最后结合支持向量回归(SVR)、偏最小二乘回归(PLSR)和随机森林回归模型(RFR)进行 LAI 估算, 并对对比分析常规双波段指数的估算精度, 验证最佳波段选择方法构建新型双波段指数的最佳回归模型反演 LAI 的可行性。结果表明: (1)新构建双波段指数 VI_OIF, VI_SPA, VI_E 和 VI_F 与冬小麦 LAI 的相关性均达到 0.05 的显著水平, 其中 VI_SPA 和 VI_E 与 LAI 的相关系数高于 0.65, 且 RSI_SPA 和 RSI_E 与 LAI 的相关性较高($r > 0.71$); (2)对比分析 VI_OIF、VI_SPA、VI_E 和 VI_F 构建的 SVR 模型、PLSR 模型和 RFR 模型的冬小麦 LAI 估测精度, VI_SPA_PLSR 模型估测精度最高, R^2 和 RMSE 分别为 0.75 和 0.90。该方法可为无人机高光谱数据波段选择以及冬小麦 LAI 反演提供技术支持和理论参考。

关键词 无人机; 高光谱影像; 波段选择; 冬小麦; 叶面积指数

中图分类号: S512.1 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)03-0933-07

引言

冬小麦是我国重要的经济作物之一, 其长势和产量对粮食安全具有重要意义。叶面积指数(leaf area index, LAI)作为表征植被光合作用、呼吸作用以及蒸腾作用的重要指示因子, 也是评价作物长势和作物产量的重要依据, 因此快速高效地获取冬小麦叶面积指数, 进而及时了解冬小麦长势产量情况具有重要研究价值。

卫星遥感易受过境时间和天气条件的限制, 且空间分辨率较低; 航空遥感虽具有较高的空间分辨率, 但是获取数据费用较高且易受场地及空域管制的限制; 无人机遥感则具有操作方便、成本低廉、观测范围大、时空分辨率高且获取数据快速灵活等优势, 在精准农业中得到越来越广泛的应用。然而无人机搭载的传感器多为数码相机或多光谱相机, 其所获取的数据光谱信息有限^[1], 而高光谱相机具有光谱分辨率

高和波段数多的优势, 能够弥补上述相机的不足, 因此, 无人机高光谱遥感影像更有利于估测反演 LAI, 进而评价作物长势。

国内外学者就无人机高光谱数据开展了一系列相关研究。如 Tao 等^[2]基于固定波段组合构建常规双波段指数反演冬小麦 LAI, 但是由于忽略研究区域、作物类型及生长环境的差异影响导致 LAI 反演模型的精度较低。利用波段选择法可以筛选适合不同作物类型的最佳波段组合, 更有利于反演 LAI。如张春兰等^[3]按照特定数学算法进行逐波段组合构建植被指数, 选择与冬小麦 LAI 相关系数最高的植被指数作为最佳波段组合, Im 等^[4]采用同样方法筛选灌木的最佳波段组合, 虽该方法在数学上相关性被最大程度考虑, 但计算量大且物理意义不够明确, 导致适用性较低。田明璐等^[5]和 Zhang 等^[6]基于连续投影算法分别筛选棉花和冬小麦高光谱数据的最佳波段组合, 进而构建相应植被指数并反演 LAI 的模型估测精度较高。上述筛选最佳波段组合的算法均缺少与

收稿日期: 2020-12-20, 修订日期: 2021-06-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(41401397, 41971305, 41771469), 江苏省自然科学基金项目(BK20140237), 江苏省研究生科研与实践创新计划项目(KYCX20_2370, XSJCX11015)资助

作者简介: 孔钰如, 1996 年生, 江苏师范大学地理测绘与城乡规划学院硕士研究生 e-mail: 15162261380@163.com

* 通讯作者 e-mail: wanglj2013@jsnu.edu.cn; yangxd7@163.com

其他波段选择方法的模型精度对比分析,故无法判断高光谱最佳波段选择方法的优劣及构建植被指数的适用性。综上所述,研究区域、作物类型及生长环境往往影响高光谱数据最佳波段的筛选,探讨不同波段选择法对植被指数构建的影响,筛选便捷、计算量小且适用性强的低光谱数据最佳波段组合法,对提高 LAI 的反演精度具有重要意义。

针对不同波段选择法对构建植被指数的影响缺少对比分析,且常规双波段指数具有地域性、局限性和时效性差的问题,本工作基于冬小麦孕穗期的无人机成像高光谱数据,采用最佳指数法、连续投影算法和逐波段组合法分别筛选出最佳波段组合并构建新型双波段指数,结合支持向量回归、偏最小二乘回归和随机森林回归建模,对比分析常规双波段指数模型以验证构建的新型双波段指数 LAI 估测精度,最终筛选出最优 LAI 估测模型。

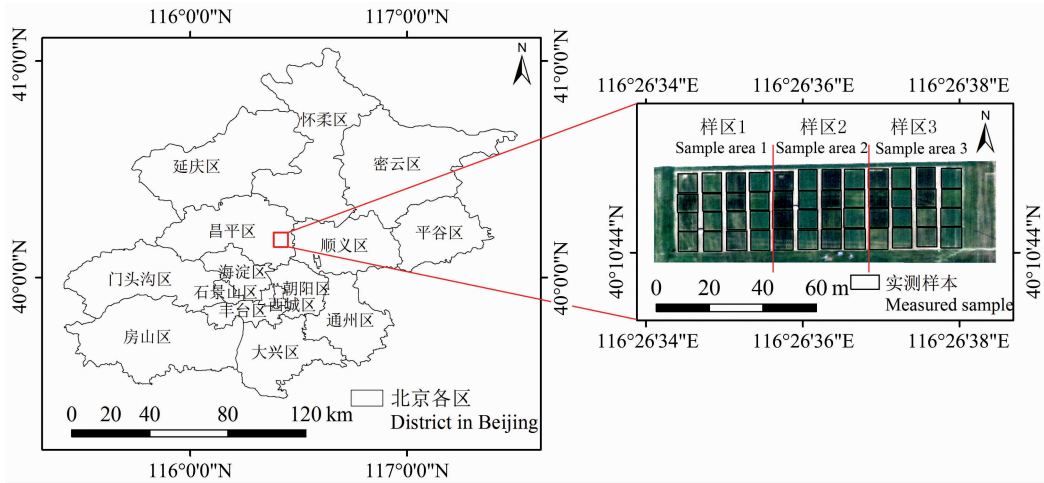


图 1 研究区地理位置及冬小麦试验设计

Fig. 1 Location of the study area and experimental design of winter wheat

1.2 数据获取与预处理

选用 2015 年冬小麦孕穗期(4 月 26 日)无人机高光谱数据和 LAI 地面数据。其中无人机成像高光谱数据采用八旋翼电动无人机搭载 Cubert UHD185 Firefly 成像光谱仪获取,光谱范围 450~950 nm,光谱分辨率 4 nm。在 12:00 太阳光强度稳定且天气晴朗无云时采集数据,飞行高度为 50 m,地面分辨率 21 cm。对数据进行辐射校正、图像拼接及根据样本的实际情况绘制感兴趣区并提取各样本区的平均光谱。LAI 数据通过选取各样本区固定样方中的 20 茎样本,采用 CI-203 型激光叶面积仪测定叶片叶面积并求总和进而计算单茎叶面积,最后乘以单位面积总茎数得到该样本的叶面积指数,共测得 48 个样本 LAI 数据。

1.3 高光谱波段优选方法

高光谱数据波段数众多,光谱采样间隔小,具有精细的光谱信息,但波段之间往往存在严重的冗余现象,为更好筛选并提取高光谱波段信息,选用最佳指数法、连续投影算法和逐波段组合法分别进行高光谱数据波段选择。

1.3.1 最佳指数法

最佳指数法(optimum index factor, OIF)是一种常用特

1 实验部分

1.1 研究区概况

研究区位于北京市昌平区小汤山国家精准农业示范基地,如图 1 所示。该区域属于暖温带半湿润半干旱季风气候,夏季高温多雨,冬季寒冷干燥。试验田设计样本面积为 6 m × 8 m,16 个样本为 1 个样区,总共 3 个样区,共计 48 个样本。为确保样区内 LAI 值具有较大的变化范围,奇数列种植冬小麦品种为京 9843 (J9843),偶数列种植中麦 175 (ZM175),样区内每行随机设置 N1(0 kg · hm⁻²),N2(195 kg · hm⁻²),N3(390 kg · hm⁻²)和 N4(528 kg · hm⁻²)四种不同梯度氮肥处理。

征波段提取的方法,其基本原理是波段组合信息量同各波段间相关系数之和与标准差之和的比值,比值越大,表示特征波段间所包含信息量越大,冗余度越小^[7],计算公式如式(1)所示

$$OIF = \frac{\sum_{i=1}^n SD_i}{\sum_{i=1}^n |R_{ij}|}, j > i \quad (1)$$

式(1)中,SD_i表示第 i 个波段的标准差;R_{ij}表示 i 和 j 两波段相关系数。

1.3.2 连续投影算法

连续投影算法(successive projection algorithm, SPA)是一种前向迭代选择方法,其基本原理是在初始情况下任选一个波段,前向循环计算其在未选择波段的投影向量,选择最大投影向量的波段,然后将投影向量与波长进行组合,直至循环结束,最终在重叠的光谱信息中提取有效信息^[8]。

1.3.3 逐波段组合法

为了充分利用高光谱数据的光谱信息,将任意两波段构建的新型双波段指数与 LAI 进行相关性分析及线性拟合,同时使用表示拟合精度及拟合优劣的决定系数(coefficient of determination, R²)和均方根误差(root mean squared error,

RMSE)确定最佳波段组合。

1.4 植被指数构建

通过线性或非线性的光谱波段组合构建植被指数，在一定程度上能够降低土壤背景、大气和辐射误差等外界环境的

影响，然而时间和地域差异造成植被 LAI 对高光谱数据的敏感波段会有所不同，为充分挖掘利用好高光谱数据的光谱信息，构建了新型双波段指数和常规双波段指数，计算公式如表 1 所示。

表 1 植被指数及计算公式
Table 1 Vegetation indexes and formulas

	植被指数	计算公式
新型双波段指数	归一化差异光谱指数(NDSI) ^[9]	$NDSI_{(i,j)} = (R_i - R_j) / (R_i + R_j)$
	比值光谱指数(RSI) ^[9]	$RSI_{(i,j)} = R_i / R_j$
	简单光谱指数(SSD) ^[10]	$SSI_{(i,j)} = R_i - R_j$
常规双波段指数	归一化差异植被指数(NDVI) ^[11]	$NDVI = (R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670})$
	比值植被指数(RVI) ^[12]	$RVI = R_{800} / R_{670}$
	差值植被指数(DVI) ^[13]	$DVI = R_{800} - R_{670}$

注：R_i 是 i 波段的光谱反射率，R_j 是 j 波段的光谱反射率。对于 UHD185 高光谱数据而言，用 R₈₀₂ 代替 R₈₀₀

Note: R_i is spectral reflectance of i band, R_j is spectral reflectance of j band. For UHD185 hyperspectral data, R₈₀₀ is replaced by R₈₀₂

1.5 LAI 估测模型

1.5.1 支持向量回归

支持向量回归 (support vector regression, SVR) 是基于统计学习理论的机器学习方法，本质上通过使用核函数将非线性问题转化为线性问题，并根据结构风险最小化准则采用二次规划的方式来求解^[14]。

1.5.2 偏最小二乘法回归

偏最小二乘回归 (partial least square regression, PLSR) 是一种新型的多元线性回归的表达方法，将相关分析、主成分分析和多元线性回归分析相融合，可以有效降低特征变量的冗余性，并能够去除共线性的问题。

1.5.3 随机森林回归

随机森林回归 (random forest regression, RFR) 是一种基于决策树的机器学习方法，其原理为在原始训练集中通过 Bootstrap 重抽样得到 k 个训练样本，且与原始样本训练集相等并生成 K 棵决策树，最终将决策树的建模结果进行组合并通过投票得到最终估测结果^[15]。

2 结果与讨论

2.1 最佳波段选择

为筛选出无人机高光谱数据的最佳波段组合，以冬小麦 LAI 为研究对象，分别使用 OIF、SPA 和逐波段组合法对 UHD185 高光谱数据进行波段选择。

利用 OIF 计算预处理后 108 个高光谱数据的波段组合最佳指数，由于组合方式较多，因此仅展示最佳植被指数降序排列的前 5 波段组合 (如表 2 所示)。由表中可以看出，R466-R750 的 OIF 值最高，达到 855 249；其标准差居中，低于 R538-R754 和 R542-R754，但高于 R638-R734 和 R510-R742；且两个波段之间相关系数最低，明显低于其余四种波段组合方式，因此 OIF 方法筛选高光谱波段组合为 R466-R750。

连续投影算法得出的波段数量会引起均方根误差变化，如图 2 所示，尽管特征波段数量为 3 时 RMSE 最低，但对比

特征波段数量为 2 的均方根误差，仅低 0.02，考虑到计算时间和成本，选择 2 个特征波段数量作为该算法的最佳波段组合，即 R806-R726 为 SPA 算法筛选出无人机高光谱数据对 LAI 贡献最高的波段组合。

表 2 波段组合的最佳指数值 (n=32)

Table 2 Optimal indexes of band combination (n=32)

排序	波段组合	最佳指数	标准差	相关系数
1	R466-R750	855 249	342.099 6	0.000 4
2	R638-R734	258 907	310.688 9	0.001 2
3	R538-R754	231 899	394.227 9	0.001 7
4	R542-R754	110 238	396.857 1	0.003 6
5	R510-R742	109 380	317.201 4	0.002 9

注：R 表示波段反射率

Note: R is spectral reflectance

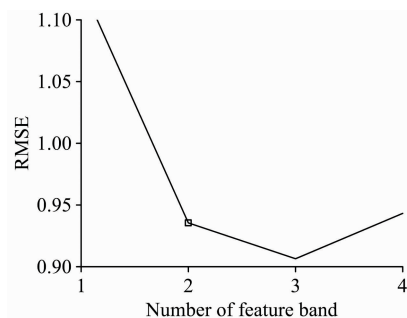


图 2 均方根误差曲线图 (n=32)

Fig. 2 The curve of root mean square error (n=32)

逐波段组合法对高光谱数据的任意两波段构建 NDSI、RSI 和 SSI 指数，将其与冬小麦 LAI 进行线性拟合，结果如图 3 所示。由图中可知，NDSI(742, 738)，RSI(742, 738) 和 SSI(774, 770) 的拟合精度最高，R² 分别为 0.53, 0.53 和 0.52，RMSE 分别为 1.14, 1.14 和 1.15。从上述植被指数的最佳波段组合可以看出，NDSI 和 RSI 均由红光波段构成，

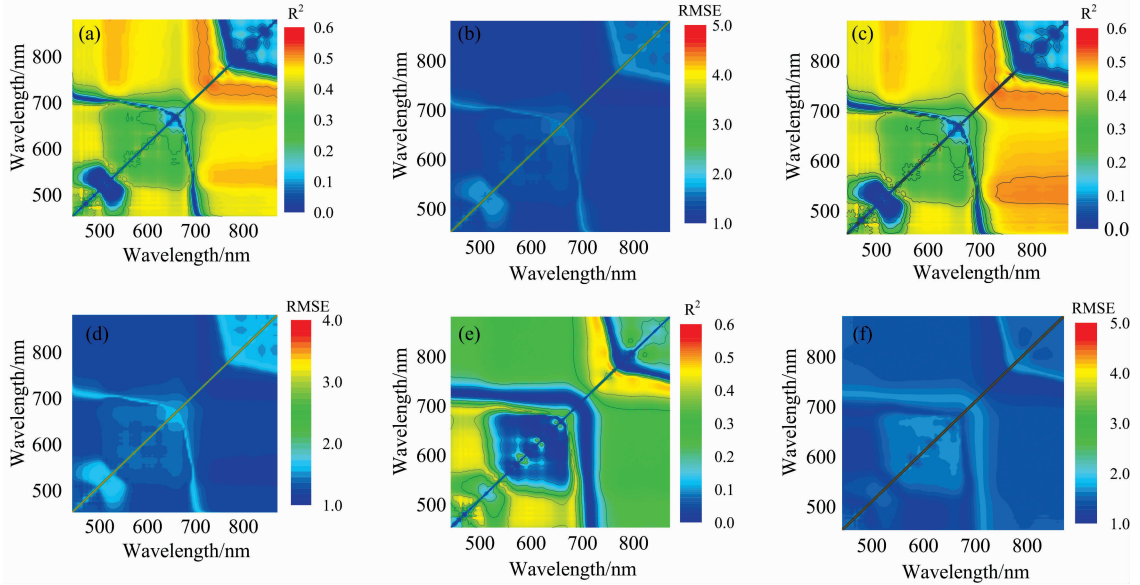


图 3 各植被指数与 LAI 的决定系数和均方根误差 ($n=32$)

(a): LAI 与 NDSI 的 R^2 ; (b): LAI 与 NDSI 的 RMSE; (c): LAI 与 RSI 的 R^2 ;
 (d): LAI 与 RSI 的 RMSE; (e): LAI 与 SSI 的 R^2 ; (f): LAI 与 SSI 的 RMSE

Fig. 3 The determination coefficient and root mean square error of vegetation indexes and LAI ($n=32$)

(a): R^2 for LAI and NDSI; (b): RMSE for LAI and NDSI; (c): R^2 for LAI and RSI;
 (d): RMSE for LAI and RSI; (e): R^2 for LAI and SSI; (f): RMSE for LAI and SSI

SSI 由近红外波段构成, 由于红光波段和近红外波段分别对绿色植物具有强吸收和高反射的特性, 故在任意两波段组合中该方法筛选的波段组合拟合精度最佳。

2.2 植被指数与 LAI 的相关性

基于以上分析, OIF、SPA 和逐波段组合法筛选的最佳波段分别构建新型双波段指数 VI_{OIF} , VI_{SPA} 和 VI_E , 同时构建常规双波段指数 VI_F , 并分析各指数与 LAI 的相

关性, 相关系数如表 3 所示, VI_{OIF} , VI_{SPA} , VI_E 和 VI_F 均通过 0.05 水平显著性检验, 除 OIF 筛选波段构建 SSI 的相关系数未通过 0.01 水平显著性检验外, VI_{SPA} , VI_E 和 VI_F 的相关系数均通过该检验。

对比 VI_{OIF} , VI_{SPA} , VI_E 和 VI_F 与 LAI 的相关性, 波段选择方法与 LAI 的相关性排序为: $VI_E > VI_{SPA} > VI_F > VI_{OIF}$ 。其中, 逐波段组合法将任意波段两两组合构建植被指数, 并筛选与 LAI 拟合精度最高的波段组合, 因此 VI_E 与 LAI 的相关性最高 ($r > 0.72$), 但是其构建的 NDSI、RSI 最佳波段组合都为红光波段, SSI 最佳波段组合都为近红外波段。SPA 和常规双波段组合筛选的波段组合为近红外波段和红光波段, 这与前人研究的叶绿素变化所用敏感波段一致^[10], 且 SPA 能有效消除原始波段的冗余信息并最大限度的提取解释信息, 所以 VI_{SPA} 的相关性高于 VI_F 。而 OIF 未考虑原始波段之间的共线性问题, 故最低, 且该方法选择波段缺少近红外波段信息。在上述构建的各类植被指数与 LAI 的相关性不同, 其中, VI_E , VI_{SPA} , VI_F 和 VI_{OIF} 相关系数最高的分别是 RSI_E , RSI_{SPA} , RSI_F 和 RSI_{OIF} , NDSI 在各种波段选择构建的该指数与 LAI 的相关性次之, SSI 的相关系数最低。原因在于研究区冬小麦处于孕穗期, 植被覆盖度高且 LAI 值较高, 由于 RSI 对植被具有较高的敏感性, 故各波段选择方法构建的 RSI 与 LAI 的相关性最高, NDSI 和 SSI 由于对土壤背景变化比较敏感, 更适用于冬小麦初期的植被覆盖研究。

表 3 植被指数与 LAI 的相关性 ($n=32$)

Table 3 Correlation between cotton LAI values and vegetation indexes ($n=32$)

植被指数	相关系数
NDSI_OIF	0.653**
RSI_OIF	0.677**
SSI_OIF	0.405*
NDSI_SPA	0.711**
RSI_SPA	0.712**
SSI_SPA	0.652**
NDSI_E	0.728**
RSI_E	0.728**
SSI_E	0.722**
NDVI	0.659**
RVI	0.683**
DVI	0.518**

注: ** 表示通过 0.01 水平显著性检验, * 表示通过 0.05 水平显著性检验。

Note: ** means the correlation coefficient at 0.01 level, * means the correlation coefficient at 0.05 level.

2.3 最优 LAI 估测模型构建

利用样区 1 和样区 2 数据为训练集, 分别结合 SVR 模型、PLSR 模型以及 RFR 模型进行建模, 三种模型的参数设

置均采用默认值，并对样区 3 的 LAI 进行估测，各模型验证结果如图 4 所示。上述建模方法均在 Matlab 中实现，其中 SVR 模型的核参数为径向基核函数，其余参数采用交叉验证法确定，PLSR 模型的主成分数为 3，RF 模型的 mtry 设置为数据集变量个数的平方根，ntree 设置为 500。由图 4 可知，不同波段组合方式的各模型多数 LAI 估测值高于实测值，仅个别模型 LAI 的估测值低于实测值。对比同种波段选择方法

构建植被指数的 SVR 模型、PLSR 模型和 RFR 模型的估测精度，VI_OIF_SVR 模型、VI_SPA_PLSR 模型、VI_E_PLSR 模型和 VI_F_PLSR 模型的估测精度最高。进一步比较上述最佳估测模型，其中 VI_SPA_PLSR 模型估测精度最高， R^2 最高达 0.75，RMSE 最低为 0.90。对比 VI_OIF_SVR 模型、VI_E_PLSR 模型和 VI_F_PLSR 模型， R^2 分别高 0.15，0.06 和 0.08，RMSE 分别低 0.56，0.03 和 0.13。

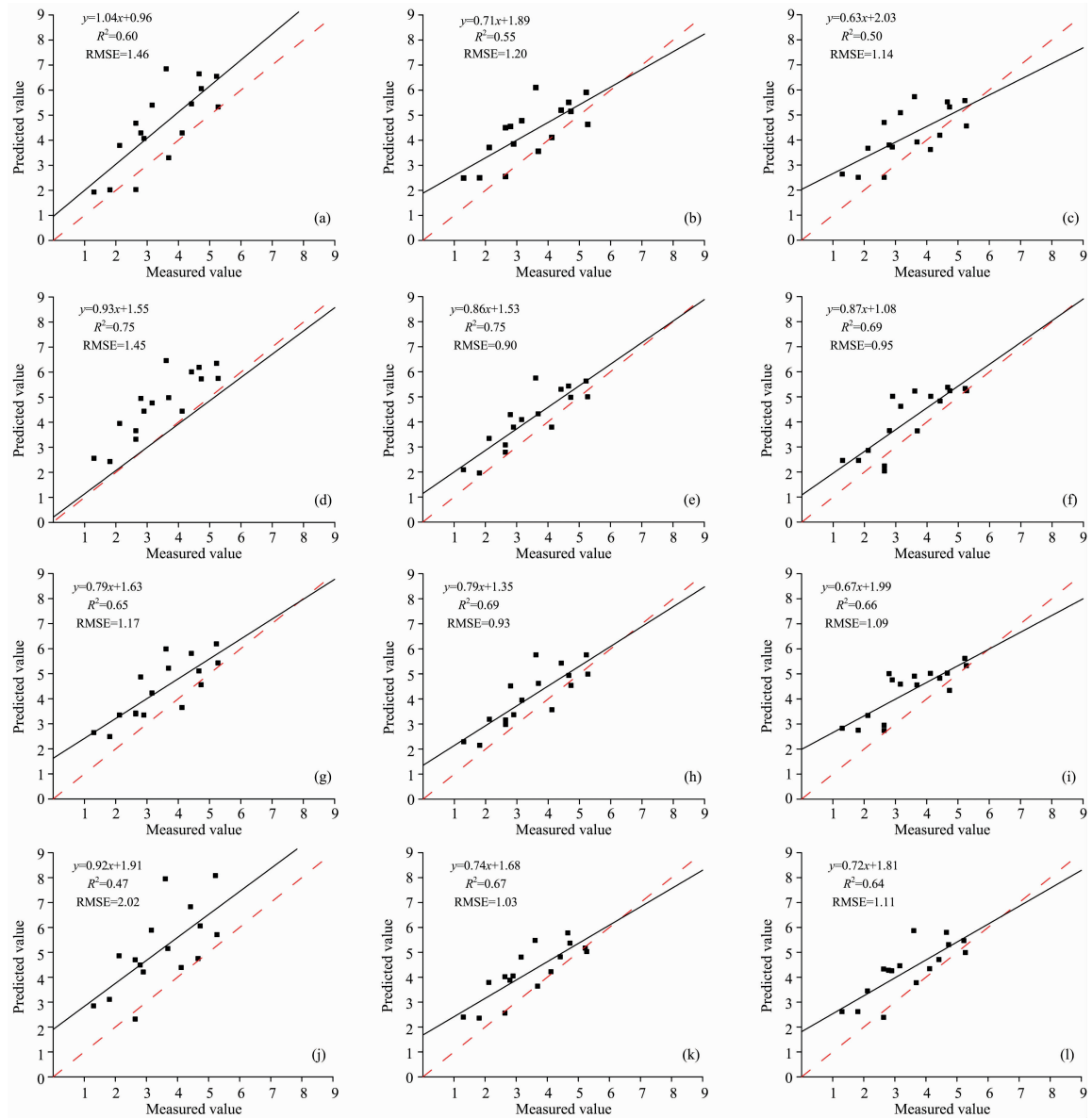


图 4 不同波段组合方式的 LAI 模型结果 (n=16)

(a): VI_OIF_SVR; (b): VI_OIF_PLSR; (c): VI_OIF_RFR; (d): VI_SPA_SVR; (e): VI_SPA_PLSR; (f): VI_SPA_RFR; (g): VI_E_SVR; (h): VI_E_PLSR; (i): VI_E_RFR; (j): VI_F_SVR; (k): VI_F_PLSR; (l): VI_F_RFR

Fig. 4 Results of LAI models with different band combinations (n=16)

(a): VI_OIF_SVR; (b): VI_OIF_PLSR; (c): VI_OIF_RFR; (d): VI_SPA_SVR; (e): VI_SPA_PLSR; (f): VI_SPA_RFR; (g): VI_E_SVR; (h): VI_E_PLSR; (i): VI_E_RFR; (j): VI_F_SVR; (k): VI_F_PLSR; (l): VI_F_RFR

综上所述，利用 VI_SPA_PLSR 模型估测冬小麦 LAI 结果最优。相对其他波段组合方式，由近红外波段和红光波段构建的植被指数最优，原因在于绿色植物对红光波段具有强

吸收性，近红外波段具有高反射的特点，SPA 优选为红光波段和近红外波段且最大程度上消除波段间的冗余性。同时由于 SVR 模型的惩罚因子及核函数设置较为复杂，而 PLSR

模型则利用相关分析和主成分分析有效降低特征变量的冗余性,以最优方式利用小麦冠层光谱信息且处理低维数据适用性高,而 RFR 模型在低维数据会出现过拟合,处理高维数据的抗躁能力强,故 VI_SPA_PLSR 模型的估测精度优于其他模型。

2.4 冬小麦 LAI 分布图

利用 SPA 筛选的波段组合构建植被指数,结合 PLSR 模型反演冬小麦 LAI,如图 5 所示。从图 5 可以看出,不同样区的 LAI 分布不同,样区 1 和样区 3 大部分 LAI 处在 2~7 之间,但样区 3 的 LAI 略优于样区 1,样区 2 的 LAI 较高,大部分值为 4~9。整体表现为,样区 2 冬小麦 LAI 长势优于样区 1 和样区 3。

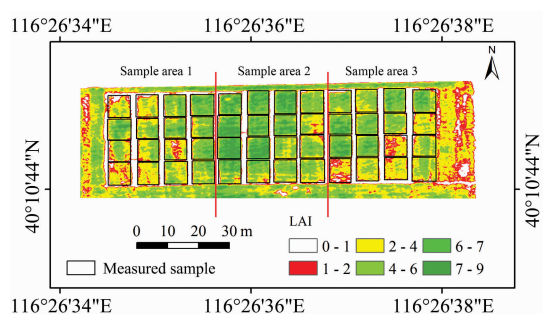


图 5 冬小麦 LAI 空间分布图

Fig. 5 Spatial distribution map of LAI in winter wheat

3 结 论

利用连续投影算法、最佳指数法和逐波段组合法分别筛选高光谱最佳波段组合并构建新型双波段指数,结合支持向量回归、偏最小二乘回归和随机森林回归模型估测孕穗期冬小麦叶面积指数,并对比分析与常规双波段指数模型的估测精度。研究结果表明:

(1) VI_OIF, VI_SPA, VI_E 和 VI_F 与冬小麦 LAI 的相关性均达到 0.05 的显著水平,其中 VI_SPA 和 VI_E 与 LAI 的相关系数均高于 0.65,且 RSI_SPA 和 RSI_E 的相关系数最高($r > 0.71$)。

(2) 对比分析 VI_OIF, VI_SPA, VI_E 和 VI_F 构建的 SVR 模型、PLSR 模型和 RFR 模型的冬小麦 LAI 估测精度,VI_SPA_PLSR 模型估测精度最高, R^2 和 RMSE 分别为 0.75 和 0.90。

基于无人机高光谱影像通过最佳波段筛选后,构建新型双波段指数反演冬小麦 LAI,为 LAI 估测提供科学参考。由于实验条件的限制,仅在冬小麦孕穗期开展研究,未考虑数据源、生育期、研究区域、作物类型等的差异,之后计划采集更大范围内多源数据类型的冬小麦全生育期的数据,并选用更多波段选择方法对高光谱数据进行筛选,进一步验证本方法反演冬小麦 LAI 的普适性。

References

- [1] Hussain S, Gao K X, Din M, et al. Remote Sensing, 2020, 12(3): 397.
- [2] Tao H L, Feng H K, Xu L J, et al. Sensors, 2020, 20(5): 1296.
- [3] ZHANG Chun-lan, YANG Gui-jun, LI He-li, et al(张春兰, 杨贵军, 李贺丽, 等). Scientia Agricultura Sinica(中国农业科学), 2018, 51(5): 855.
- [4] Im J H, Jensen J R, Jensen R R, et al. Remote Sensing, 2012, 4(2): 327.
- [5] TIAN Ming-lu, BAN Song-tao, CHANG Qing-rui, et al(田明璐, 班松涛, 常庆瑞, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2016, 32(21): 102.
- [6] Zhang J J, Cheng T, Guo W, et al. Plant Methods, 2021, 17(1): 49.
- [7] GAO Peng, YANG Ke-ming, RONG Kun-peng, et al(高鹏, 杨可明, 荣坤鹏, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2020, 40(2): 529.
- [8] Shao Y Y, Gao C, Xuan G T, et al. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2020, 13(5): 194.
- [9] Li Z, Zhang F, Chen L H, et al. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2018, 84(9): 538.
- [10] PEI Hao-jie, FENG Hai-kuan, LI Chang-chun, et al(裴浩杰, 冯海宽, 李长春, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2017, 33(20): 74.
- [11] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains With Ert's. NASA, 1974: 1.
- [12] Jordan C F. Ecology, 1969, 50(4): 663.
- [13] Arthur J R, James H E. Geocarto International, 1992, 7(1): 63.
- [14] Rosentreter J, Hagensieker R, Okujeni A, et al. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(5): 1938.
- [15] FANG Xin-rui, WEN Zhao-fei, CHEN Ji-long, et al(方馨蕊, 温兆飞, 陈吉龙, 等). Journal of Remote Sensing(遥感学报), 2019, 23(4): 756.

Leaf Area Index Estimation Based on UAV Hyperspectral Band Selection

KONG Yu-ru^{1,2}, WANG Li-juan^{1*}, FENG Hai-kuan², XU Yi¹, LIANG Liang¹, XU Lu¹, YANG Xiao-dong^{2*}
ZHANG Qing-qi¹

1. School of Geography, Geomatics and Planning, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221116, China

2. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture of Ministry of Agriculture, Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China

Abstract Leaf area index (LAI) is an important parameter to evaluate crop condition and crop yield. In order to effectively utilize hyperspectral information and improve the estimation accuracy of LAI, the best band was selected, and the new two-band vegetation indexes were constructed. In this study, winter wheat was taken as the research object, the UAV hyperspectral data and ground LAI data were obtained at the booting stage. First, the successive projection algorithm (SPA), optimum index factor (OIF), and each band combination method (E) were used to screen the best band of UAV hyperspectral data, and then the selected best bands were constructed into the new two-band vegetation indexes (VI_OIF, VI_SPA, VI_E). Then, the new two-band vegetation indexes and the conventional two-band vegetation indexes (VI_F) constructed were compared and analyzed for correlation with LAI. Finally, support vector regression (SVR), partial least square (PLSR) and random forest for regression (RFR) were used to construct LAI estimation models. Meanwhile, comparing with the estimation accuracy of the conventional two-band vegetation indexes, the feasibility of LAI estimation was verified by the optimal regression model of the best new two-band vegetation indexes. The results were as follows: (1) The newly constructed two-band vegetation indexes VI_OIF, VI_SPA, VI_E and VI_F correlated with LAI were all at the significant level of 0.05, VI_SPA and VI_E correlated ($r > 0.65$), among which RSI_SPA and RSI_E had the highest correlation coefficient with LAI ($r > 0.71$); (2) The accuracy of LAI estimation of winter wheat based on SVR model, PLSR model and RFR model constructed by VI_OIF, VI_SPA, VI_E and VI_F were compared and analyzed. It was found that the VI_SPA_PLSR model had the highest accuracy and the best predictive ability, whose coefficient of determination (R^2) and root mean square error (RMSE) were 0.75 and 0.90, respectively. The research results can provide technical support and theoretical reference for the band selection of UAV hyperspectral data and winter wheat LAI estimation.

Keywords Unmanned aerial vehicle (UAV); Hyperspectral image; Band selection; Winter wheat; Leaf area index

(Received Dec. 20, 2020; accepted Jun. 21, 2021)

* Corresponding authors