

基于高光谱激光雷达的绿萝叶绿素3维重建

汪慧民, 邵慧, 孙龙, 李伟, 王程, 陈杰, 朱家兵

3-D reconstruction of chlorophyll content of epipremnum aureum based on hyperspectral LiDAR

引用本文:

汪慧民, 邵慧, 孙龙, 李伟, 王程, 陈杰, 朱家兵. 基于高光谱激光雷达的绿萝叶绿素3维重建[J]. *激光技术*, 2023, 47(5): 708–715.

WANG Huimin, SHAO Hui, SUN Long, et al. 3-D reconstruction of chlorophyll content of epipremnum aureum based on hyperspectral LiDAR[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2023, 47(5): 708–715.

您可能感兴趣的其他文章

1. 基于Tchebichef图像矩的氧化锌太赫兹光谱定量研究

引用本文: 殷贤华, 郭超, 奉慕霖, 等. 基于Tchebichef图像矩的氧化锌太赫兹光谱定量研究[J]. *激光技术*, 2019, 43(6): 747–752.

2. 基于光谱梯度角的高光谱影像流形学习降维法

引用本文: 向英杰, 杨桃, 张俭峰, 等. 基于光谱梯度角的高光谱影像流形学习降维法[J]. *激光技术*, 2017, 41(6): 921–926.

3. 贡梨尺寸差异对可溶性固形物模型的适用性研究

引用本文: 刘燕德, 廖军, 孙赵祥, 等. 贡梨尺寸差异对可溶性固形物模型的适用性研究[J]. *激光技术*, 2023, 47(4): 527–533.

4. 激光吸收光谱技术应用于锅炉优化控制研究

引用本文: 赖小明, 邹婷, 陈昊, 等. 激光吸收光谱技术应用于锅炉优化控制研究[J]. *激光技术*, 2021, 45(6): 782–787.

5. 基于机载激光点云的电网绝缘子识别方法

引用本文: 曾旭, 陈伯建, 潘磊, 等. 基于机载激光点云的电网绝缘子识别方法[J]. *激光技术*, 2023, 47(1): 80–86.

文章编号: 1001-3806(2023)05-0708-08

基于高光谱激光雷达的绿萝叶绿素3维重建

汪慧民¹, 邵慧^{1,2*}, 孙龙^{1,2}, 李伟³, 王程^{1,2}, 陈杰^{1,2}, 朱家兵⁴

(1. 安徽建筑大学 电子与信息工程学院, 合肥 230601; 2. 安徽建筑大学 安徽省古建筑智能感知与高维建模国际联合研究中心, 合肥 230601; 3. 北京航空航天大学 无人机系统研究院, 北京 100191; 4. 淮南师范学院 电子工程学院, 淮南 232038)

摘要: 为了准确重建正反面叶片叶绿素3维分布, 利用高光谱激光雷达, 采集了不同生长状态的绿萝叶片与植株的空间-光谱域点云数据, 设计了一种基于分类预测的重建方法。通过偏最小二乘回归构建叶片正面与反面光谱的叶绿素含量预测模型, 采用光谱自适应阈值选择方法实现植株点云中叶片正反面的分类, 并根据类别标签选择模型计算叶绿素含量, 重建植株的叶绿素3维分布。结果表明, 该方法得到的植株叶绿素3维分布更接近真实值, 决定系数达到0.69, 均方根误差为4.97。这一结果可为植物表型研究提供新的数据基础和理论方法。

关键词: 遥感; 高光谱激光雷达; 偏最小二乘回归; 叶绿素含量; 3维重建

中图分类号: TP721.2 文献标志码: A doi: 10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2023.05.020

3-D reconstruction of chlorophyll content of epipremnum aureum based on hyperspectral LiDAR

WANG Huimin¹, SHAO Hui^{1,2}, SUN Long^{1,2}, LI Wei³, WANG Cheng^{1,2}, CHEN Jie^{1,2}, ZHU Jiabing⁴

(1. School of Electronic and Information Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China; 2. Anhui International Joint Research Center for Ancient Architecture Intellisencing and Multi-Dimensional Modeling, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China; 3. Institute of Unmanned System, Beihang University, Beijing 100191, China; 4. School of Electronic Engineering, Huainan Normal University, Huainan, 232038, China)

Abstract: In order to accurately reconstruct the 3-D chlorophyll distribution of adaxial and abaxial leaves, the leaves and plants of epipremnum aureum in different growth states were selected as the experimental samples, whose spatial-spectral point cloud data were acquired by hyperspectral light detection and ranging (LiDAR), and a reconstruction method based on classification and prediction was designed. Chlorophyll content prediction models of adaxial and abaxial leaves were constructed by the partial least squares regression modeling method, to calculate the chlorophyll of different leaves, adaxial and abaxial leaves were classified with the spectral adaptive threshold selection method, and then the plant 3-D distribution of chlorophyll was reconstructed. The results show that this reconstruction method can obtain the predicted value with a coefficient of determination 0.69 and a root mean square error 4.97, which is closer to the true value. This result will provide a basis and theoretical approach for plant phenotypes research.

Key words: remote sensing; hyperspectral LiDAR; partial least squares regression; chlorophyll content; 3-D reconstruction

基金项目: 安徽省科技厅面上项目(2008085MF182); 安徽省住房城乡建设科学技术计划资助项目(2022-YF077; 2020-YF22); 安徽省高校省级自然科学基金项目(KJ2021JD16; KJ2020A0471; KJ2021A0622); 安徽省高校协同创新项目(GXXT-2021-028); 安徽省科技重大专项基金资助项目(202003a05020031)

作者简介: 汪慧民(1997-), 男, 硕士研究生, 现主要从事激光雷达信号处理的研究。

* 通讯联系人。E-mail: shaohui@ahjzu.edu.cn

收稿日期: 2022-07-25; 收到修改稿日期: 2022-09-08

引言

叶绿素是植物进行光合作用合成养分的重要色素, 准确测定植物叶绿素含量可以估计植物总初级生产力和监测植物生长状态^[1]。

传统的叶绿素含量的测定方法主要有分光光度法、光声光谱法, 其中分光光度法应用最为广泛, 但是此类方法需现场破坏性采集样品, 耗时耗力且受实验条件限制^[2]。大量研究表明, 叶片的光谱特征与叶绿素含量之间密切相关^[3-5], 由于速度快、效率高、成本

低、无损检测等优点,被动多光谱与高光谱方法被广泛用于分析、估计和反演叶片叶绿素含量。LIU 等人使用地物光谱仪构建了大豆叶片叶绿素含量的预测模型,为大面积监测大豆的生长状态提供了参考^[6]。WANG 等人利用光谱仪分析了偏最小二乘回归 (partial least squares regression, PLSR) 中不同输入参数对油茶叶片叶绿素含量估算的影响^[7]。ZHANG 等人利用多光谱图像采集系统获取并重建了水稻叶绿素含量 3 维分布多视角图像^[8]。WANG 等人利用被动光谱仪在实验室环境中对植物叶片正反面光谱采集,通过 PLSR 构建了对叶片正反面光谱不敏感的叶绿素含量预测模型^[9],由于光谱仪视场角问题,每次采集到的是整个视场范围内的平均光谱,完成整棵植株的单个精确扫描所需时间成本太高。被动遥感在外场实验中容易受到光源和背景条件的限制以及冠层结构的影响^[10-11],因此主动探测遥感越来越受到学者们的关注^[12]。激光雷达 (light detection and ranging, LiDAR) 作为一种主动遥感技术,不依赖于外界光源,可以高效获得植被 3 维结构信息^[13]。EITEL 等人使用地面激光扫描仪采集阔叶树苗 532 nm 的后向散射强度并反演了其叶绿素含量^[14],但单波长激光雷达能够提供的光谱信息有限,在反演精度上受到限制。

随着超连续谱激光器的发展,人们设计和发展了能够获得目标物体丰富光谱信息和精确空间信息的高光谱激光雷达 (hyperspectral LiDAR, HSL),使得植被生化参数反演与 3 维重建成为可能。BI 等人借助 HSL 光谱信息构建的 PLSR 模型,结合空间信息比较了不同施氮条件下玉米植株垂直方向上叶绿素浓度^[15]。DU 等人通过构建宽带植被指数,将 HSL 数据应用于万年青叶绿素-氮含量的 3 维重建^[16]。以上研究考虑的都是叶片正面光谱与叶绿素含量的关系,在实际的遥感测量中,叶片的反面光谱不可避免地被接收到。仅依赖叶片正面光谱所建立的叶绿素含量预测模型不适用于叶片反面情况,造成预测精度的降低,影响到植物叶绿素 3 维分布模型准确建立。

本文作者利用自研的百通道 HSL,以绿萝为实验样本,利用最优植被指数结合偏最小二乘法构建叶片正面与反面光谱预测模型。分析叶片正反面的光谱差异,并提出自适应阈值选择方法实现绿萝植株正反面叶片的分类。在分类条件下,将预测模型应用于多基元植株点云,实现叶绿素含量 3 维分布重建。

1 实验与样本

1.1 百通道地基高光谱激光雷达系统

利用百通道地基 HSL 系统^[17]采集样本空间-光谱域点云数据。系统由发射单元、扫描控制单元和信号采集单元 3 个部分组成,如图 1 所示。通过超连续谱激光器和声光可调谐滤波器 (acousto-optic tunable filters, AOTF) 组成的发射单元可在不同时刻发射不同波长的激光脉冲,其光谱分辨率为 5 nm,有效工作波长为 550 nm~1050 nm。激光发射信号经光纤耦合到准直器,再经折转发射镜将不同波长的激光信号发射出去,然后由接收望远镜将回波信号汇聚到探测器上,通过雪崩光电二极管 (avalanche photodiode, APD) 和高速采集卡记录不同时刻接收的不同波长的激光脉冲。同时利用 2 维转台记录目标的 3 维空间坐标,获得目标空间-光谱的点云信息。

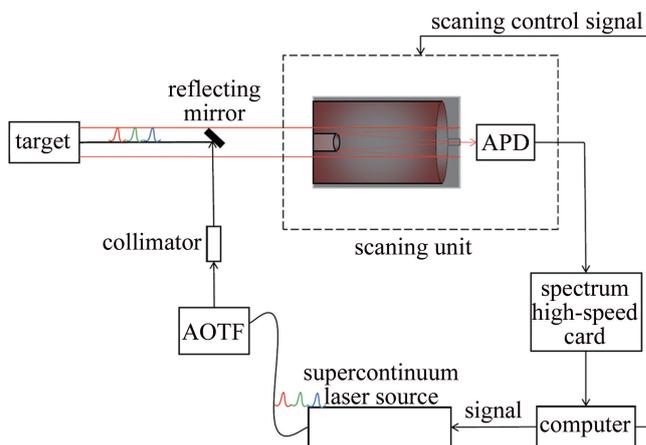


图 1 HSL 系统结构图

Fig. 1 Schematic of HSL system

1.2 手持叶绿素仪

使用柯尼卡手持叶绿素仪 (SPAD-502Plus) 测量叶片叶绿素含量,该仪器可以测量叶片的相对叶绿素含量,即土壤与作物分析开发 (soil and plant analyzer development, SPAD) 值,SPAD 测量范围为 0~200,分辨率为 0.1,准确度在 ± 1 以内,重复性在 ± 3 以内。由于 SPAD 值与叶绿素含量具有高度相关性,且能反映叶绿素含量的相对高低^[18],本文中以其表征叶绿素含量。

1.3 实验样本

实验样本为绿萝叶片与植株,绿萝属于天南星科麒麟属植物,叶片硕大、叶茎呈绿色,如图 2 所示。图 2a 和图 2b 分别为绿萝叶片的正面与反面,将其固定在叶面夹上,共采集 15 枚绿萝叶片的数据;图 2c~图 2e 为不同长势与不同生长阶段的绿萝植株,均为土栽法种植,图 2c 发育良好,叶片较大呈深绿色;图 2d 由于缺肥,底部叶片叶绿素合成受阻,开始出现泛黄现



图2 绿萝实验样本

Fig. 2 Experimental samples of epipremnum aureum

象;图 2e 处于生长初期,叶片较小。将不同样本置于红色泡沫板上,背景为黑布,其中叶片反面由红色方框框出。

1.4 实验数据采集与预处理

使用 HSL 采集每枚叶片的正面与反面各 6 个点,用手持叶绿素仪测量相同位置的叶绿素含量,取 3 次测量的均值作为该位置的叶绿素含量。实验中共获取叶片正面和反面数据各 90 组,划分为正面数据集与反面数据集,每种数据集以 2:1 比例划分为建模集和验证集。

绿萝植株放置于距离 HSL 系统 4.8 m 处,HSL 系统发射的激光光束从样本的左上角起始点开始从左至右扫描,当扫描至最右侧换行从右至左扫描,重复扫描过程直至完成整个样本扫描,其中水平扫描间距与垂直扫描间距均为 0.05° 。如图 3a 所示,共获得 9964 个 HSL 扫描点,以固定距离值进行分割,消除背景回波信号的干扰,提取仅包含植株样本扫描点,再采用高斯滤波器去除随机噪声,共获得 3400 个点,如图 3b 所示。

在相同条件下,采集反射率为 99% 标准漫反射参照板回波强度信号,利用下式,计算目标点的光谱反射率:

$$\rho_i(\lambda_i) = \frac{V_i(\lambda_i)}{V_b(\lambda_i)} \rho_b(\lambda_i) \quad (1)$$

式中, $\rho_i(\lambda_i)$ 为目标点在波长 λ_i 处的反射率, $\rho_b(\lambda_i)$ 为

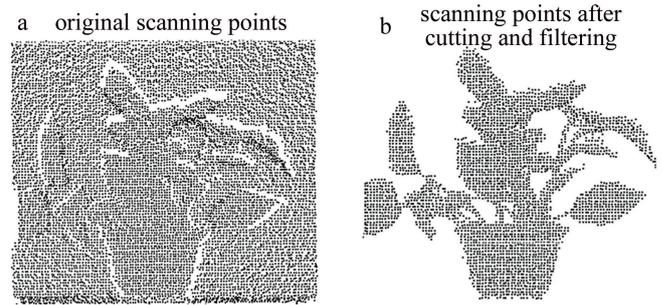


图3 样本扫描点

Fig. 3 Scanning points of sample

参照白板在波长 λ_i 处的反射率, $V_i(\lambda_i)$ 和 $V_b(\lambda_i)$ 分别为目标点和参照板在波长 λ_i 处的回波信号电压峰值。

2 叶绿素 3 维重建方法

图 4 为绿萝叶绿素 3 维重建方法框图,包括预处理、分类、建模、叶绿素含量 3 维重建 4 个部分。

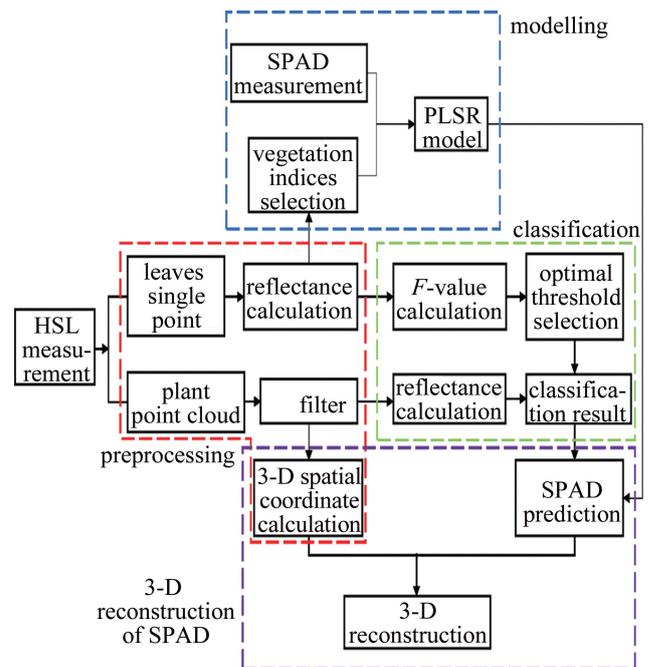


图4 叶绿素含量 3 维重建框图

Fig. 4 Schematic diagram of 3-D reconstruction of chlorophyll content

预处理部分包括 3 维空间坐标解算、反射率计算以及点云滤波,已在 1.4 节中讨论。建模部分通过单点测量的叶片反射率,提取最优植被指数,结合实测 SPAD 值,利用 PLSR 建立叶绿素预测模型。分类部分包括两个部分,首先计算各个波长差异比值指数选择特征波长,然后利用十折交叉验证确立最佳阈值,完成对植株点云的分类。依据植株样本每个扫描点的类别选择模型计算 SPAD 值,结合 3 维空间坐标完成叶绿素含量的 3 维重建。

2.1 建模方法

选择 PLSR 作为构建叶绿素含量预测模型的方法。PLSR 是一种新型多元统计数据分析方法,能够有效克服自变量之间的相关性与冗余性,广泛应用于高光谱遥感定量反演中^[19]。将叶片层次上构建的叶绿素反演模型应用到 3 维冠层结构上,消除角度与距离因素的影响是首要条件。相较于原始光谱,通过两个波段反射率数学组合的植被指数能够一定程度上消除这些影响^[20]。因此,选择 3 种植被指数:比值植被指数(ratio vegetation index, RVI) i_{RVI} 、差值植被指数(difference vegetation index, DVI) i_{DVI} 和归一化差分植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI) i_{NDVI} 作为 PLSR 的输入变量,3 种植被指数的计算公式如下:

$$i_{RVI} = \frac{\rho(\lambda_j)}{\rho(\lambda_i)} \quad (2)$$

$$i_{DVI} = \rho(\lambda_j) - \rho(\lambda_i) \quad (3)$$

$$i_{NDVI} = \frac{\rho(\lambda_j) - \rho(\lambda_i)}{\rho(\lambda_j) + \rho(\lambda_i)} \quad (4)$$

式中, $\rho(\lambda_i)$ 与 $\rho(\lambda_j)$ 分别表示 λ_i 与 λ_j 波长的反射率。

为了挑选出效果最佳的波段组合,计算所有可能的波段组合与叶绿素含量间的相关系数,并以相关矩阵形式呈现,选择相关系数最高的波段组合作为最优波段组合。

2.2 分类方法

采用单阈值法实现植株扫描点中叶片正反面的分类。为了从高光谱丰富的特征中寻找最合适的特征波长与最佳阈值,以正反面叶片数据集作为训练样本,定义差异比值指数 $F(\lambda_i)$,计算公式如下:

$$F(\lambda_i) = \frac{|\overline{\rho_{ada}}(\lambda_i) - \overline{\rho_{aba}}(\lambda_i)|}{\hat{\rho}_{ada}(\lambda_i) \cdot \hat{\rho}_{aba}(\lambda_i)} \quad (5)$$

式中, $\overline{\rho_{ada}}(\lambda_i)$ 与 $\hat{\rho}_{ada}(\lambda_i)$ 分别表示正面数据集所有样本在 λ_i 波长的反射率平均值与标准差, $\overline{\rho_{aba}}(\lambda_i)$ 与 $\hat{\rho}_{aba}(\lambda_i)$ 分别表示反面数据集所有样本在 λ_i 波长的反射率平均值与标准差。 $F(\lambda_i)$ 越大,表明在波长 λ_i 处叶片正反面反射率类间差异很大,且类内离散程度很低,越利于选取合适阈值进行分类,因此将最大 F 值对应波长作为特征波长 λ 。

特征波长确立后,采用十折交叉验证方法选取最佳阈值。将数据集等划分为 10 份,轮流将 9 组作为训

练集,剩余 1 组作为测试集。在一次交叉验证中,依次将训练集每个样本在波长 λ 处的反射率作为阈值,进行分类并计算准确率,选择准确率最高一次对应阈值,完成对验证集的分类并计算准确率。最终,选择平均准确率最高一次交叉验证对应的阈值作为最佳阈值 T 。

λ 与 T 确立后,遍历植株扫描点,若该点在 λ 波长处的反射率高于阈值 T ,则判定为叶片反面,反之为叶片正面。

2.3 叶绿素含量 3 维重建

植株点云分类完成后,依据扫描点的类别标签选择对应模型完成 SPAD 值的计算。以 HSL 发射中心为原点建立空间直角坐标系,利用扫描点的 3 维坐标完成空间上的重建。将每个扫描点的 SPAD 值映射成不同颜色,将 SPAD 值融合到空间坐标上,实现叶绿素含量的 3 维重建。

2.4 精度评价

为了评价模型的好坏与植株整体预测的精度,采取决定系数 R^2 与均方根误差(root mean square error, RMSE) e_{RMSE} 作为评价标准。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_i')^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (6)$$

$$e_{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n y_i - y_i'}{n}} \quad (7)$$

式中, y_i 为第 i 个样本的叶绿素含量实测值, y_i' 为第 i 个样本的叶绿素含量预测值, \bar{y} 为叶绿素含量平均值, n 为该数据集样本总数。

3 实验结果与分析

3.1 最优波段的组合

图 5 为不同植被指数与叶绿素含量的相关矩阵图。可以看出,相同的波段组合的不同植被指数与叶绿素含量间的相关系数 r 不同,选择出相关系数最大的波段组合才能确定最佳的植被指数。

提取与叶绿素相关系数最大的波段组合,如表 1 所示。3 种植被指数与叶绿素之间高度相关,相关系数均大于 0.8。各种植被指数用到的波段组合虽然不同,但均利用了红边(670 nm~760 nm)内的波长,红边是绿色植物的特性,主要表现为反射率快速上升,叶绿

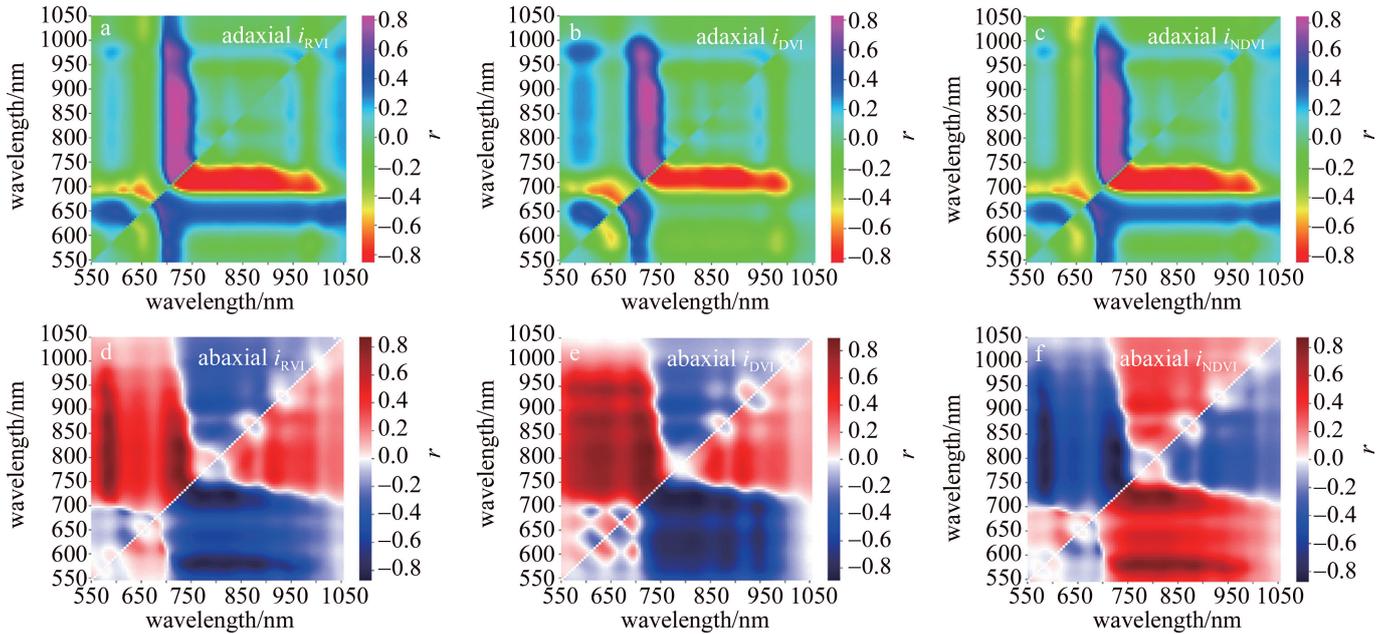


图5 植被指数与叶绿素含量相关矩阵图

Fig. 5 Correlation matrix diagram of vegetation indices and chlorophyll content

表1 各种最优植被指数的波长组合与相关系数

Table 1 Wavelength combinations and correlation coefficients of various optimal vegetation indices

	adaxial		abaxial	
	r_{max}	position of the wavelength (λ_i, λ_j)/nm	r_{max}	position of the wavelength (λ_i, λ_j)/nm
i_{RVI}	0.83	(720, 840)	0.87	(725, 825)
i_{DVI}	0.83	(720, 905)	0.89	(720, 820)
i_{NDVI}	0.84	(705, 885)	0.87	(725, 825)

素的含量高低直接影响红边反射率^[21]。

3.2 模型与精度评价

将上述最优植被指数作为 PLSR 的输入变量,叶绿素含量作为因变量,建立回归模型,结果如表 2 所示。表中, x_1, x_2, x_3 分别表示 $i_{RVI}, i_{DVI}, i_{NDVI}$, 两种模型在验证集中均有较好的精度。

表2 PLSR 对叶片正反面建立的叶绿素含量预测模型

Table 2 Predictive model of chlorophyll content developed by PLSR on adaxial and abaxial leaves

dataset	model	modeling dataset		validation dataset	
		R^2	e_{RMSE}	R^2	e_{RMSE}
adaxial	$y = 12.19x_1 + 1.48x_2 + 30.91x_3 - 8.09$	0.75	4.31	0.80	4.49
abaxial	$y = 43.37x_1 + 2.27x_2 + 100.12x_3 - 33.88$	0.82	3.96	0.80	3.67

3.3 叶片分类结果与分析

图6 为正反面数据集中叶片的平均光谱曲线与分布。可以看出,在 750 nm~900 nm 叶片的正反面平均

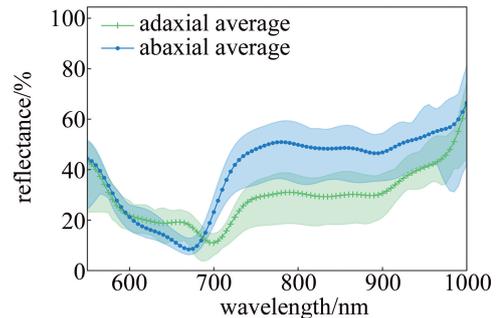


图6 叶片正反面平均光谱与分布

Fig. 6 Average spectrum and range of adaxial and abaxial leaves

反射率差异较大,且光谱波动较大,有部分重合,难以选取合适的阈值进行分类。而在 700 nm~750 nm,均表现出叶片反面反射率大于叶片正面反射率。

选择 600 nm~1000 nm 范围计算各个波长的 F 值,其大小如图 7 所示。可以看出,在 700 nm~750 nm 的 F 值高于其它波长,这与观测结果是一致的,且

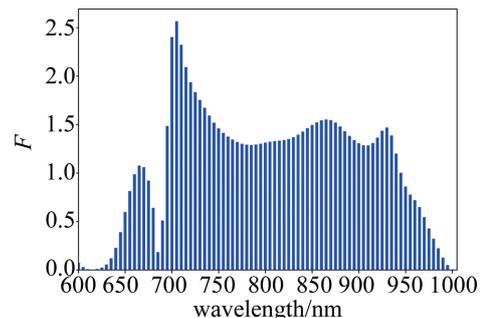


图7 不同波长的差异比值 F 指数

Fig. 7 F -value of different wavelength

$F_{max} = F(705)$, 故选择 705 nm 作为分类的特征波长。其次, 阈值设定为 14% 时, 正反面数据集的分类准确率最高。最后, 将植株扫描点中所有点在特征波长 705 nm 处反射率高于 14% 的判定为叶片反面, 低于 14% 的判定为叶片正面, 瓷盆未参与分类, 结果如图 8 所示。

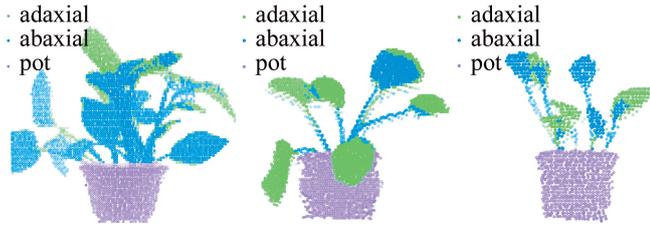


图 8 不同植株分类结果

Fig. 8 Classification results of different plants

将不同样本的分类结果与实物图对比, 除叶片反面的边缘点误判成正面之外, 总体分类准确较高。边缘点的误判主要原因是在激光扫描过程中, 光斑没有完全打在叶片上, 一部分被后方的黑布所吸收, 导致回波信号强度值的降低, 从而反射率相较于正常点较低, 造成分类的错误^[22]。

3.4 基于分类的叶绿素含量 3 维重建

利用已构建的 SPAD 预测模型完成叶绿素含量的 3 维重建。考虑两种情况下的模型预测, 对绿萝样本

叶片不进行分类处理, 即利用正面光谱模型反演样本的 SPAD 值。分类处理是在分类基础上, 根据类别标签选择对应模型反演 SPAD 值。不同样本的 HSL 点云中包含叶片点、瓷盆点、边缘点和茎秆点。由于在构建模型的训练样本中, 未考虑瓷盆等不具有叶片特性的点, 也未考虑边缘点的影响, 依据模型计算这些点存在极端的 SPAD 值, 影响样本 3 维分布图的整体效果, 将超出叶片正常 SPAD 值范围的异常值置为 0。绿萝茎秆呈绿色, 理论上存在一定含量叶绿素, 但由于茎秆厚度较大, 无法通过手持叶绿素仪获取稳定的读数^[23], 不能作为参考标准, 因此不考虑茎秆点的预测效果, 主要对叶片点进行分析。

发育良好绿萝植株培育过程中受光较为均匀且处于健康状态, 因此, 各叶片间的 SPAD 值差异较小, 集中在 40~60 之间。在不分类条件下进行预测的重建结果如图 9a~图 9c 所示, 框中各叶片的 SPAD 预测值区间集中在 7~35 之间, 和实测值差距较大。而在分类条件下的重建结果如图 9d~图 9f 所示, 对应位置的叶片 SPAD 预测值集中在 35~64 之间, 符合植株的真实情况。状态不良绿萝重建结果如图 9b 和图 9e 所示, 两种方法能对底部泛黄叶片有较好预测效果, 但框中正常叶片被错误预测为低 SPAD 含量, 而分类预测的重建结果能较为准确预测泛黄叶片与正常叶片的

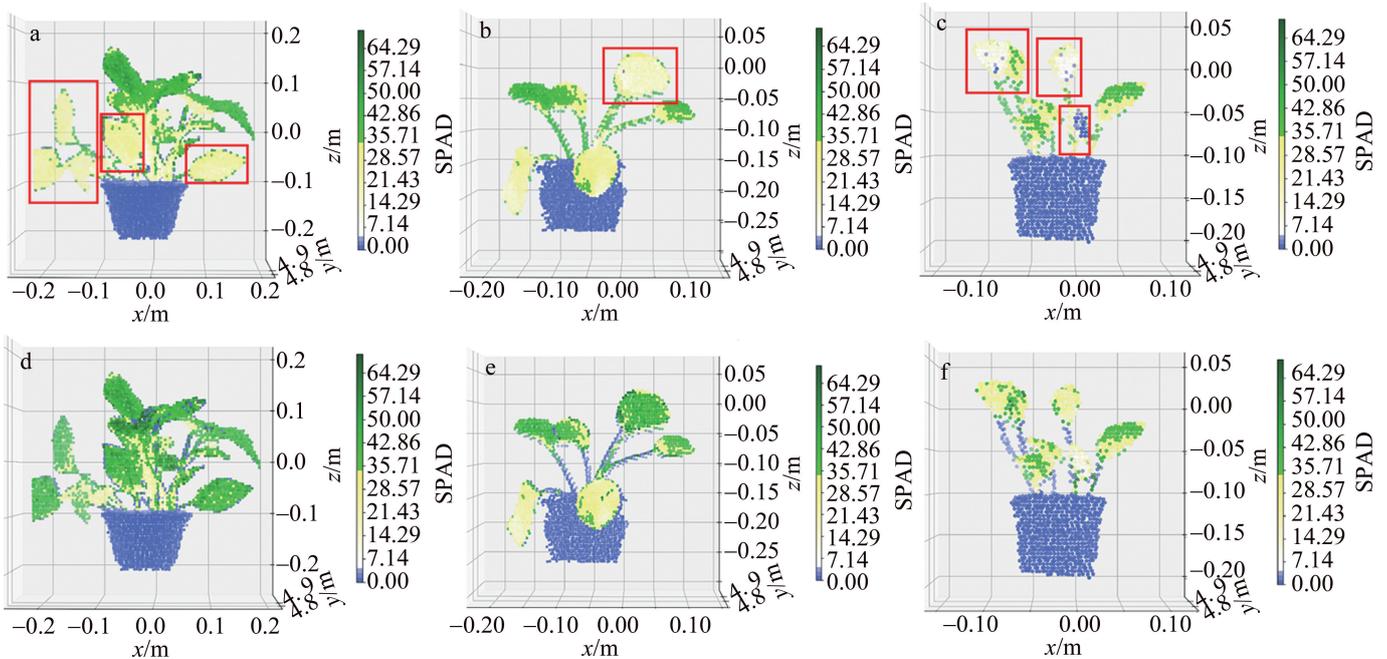


图 9 两种重建方法对比

a~c—不分类重建 d~f—分类重建

Fig. 9 Comparison of two reconstruction methods

a~c—reconstruction without classification d~f—reconstruction with classification

SPAD 值。生长初期绿萝处于叶绿素合成阶段,各叶片 SPAD 在 20~45 之间。不分类重建如图 9c 所示,框中叶片 SPAD 预测值接近于 0,分类重建如图 9f 所示,较为符合植株的真实叶绿素分布。

为了定量分析两种方法植株整体的预测精度,在各个样本点云的叶片中心处共选择 47 个单点,利用手持叶绿素仪实测相同点作为叶绿素含量的真实值。两种方法预测值与真实值的关系如图 10a、图 10b 所示,图中散点越接近于 1:1 的直线表示预测效果越好。可见,使用不分类的预测方法,叶片反面点的叶绿素含量预测值相较于真实值误差较大,表现为预测值远低于真实值。由于正面光谱所构建的叶绿素含量预测模型不适合反面叶片,因此造成样本整体预测精度过低, $R^2 < 0$, $e_{\text{RMSE}} = 14.45$ 。使用分类的预测方法,样本整体预测精度提升到一个较好的程度, $R^2 = 0.69$, $e_{\text{RMSE}} = 4.97$ 。因此,在 HSL 获得的样本点云中同时拥有正反面光谱时,基于先分类后预测的方法,可以重建更为精确的叶绿素 3 维分布。

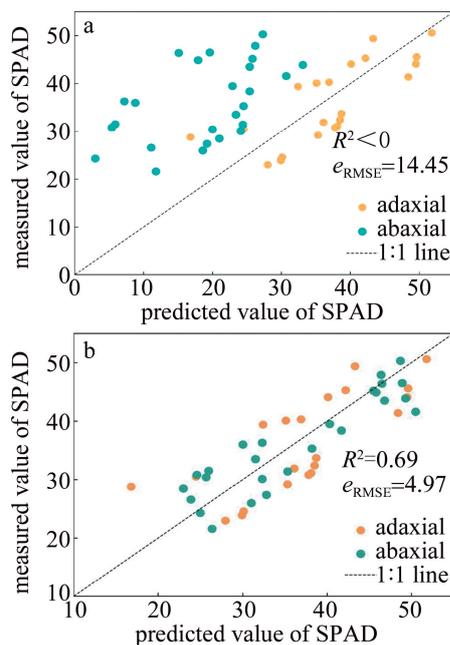


图 10 两种方法预测值与真实值关系
a—不分类预测 b—分类预测

Fig. 10 Relationship between the predicted and true values for two methods
a—prediction without classification b—prediction with classification

4 结论

以绿萝为研究对象,测量了绿萝叶片正反面单点的高光谱数据与叶绿素含量,提取 3 种植被指数最优波长组合。将最优波长组合的植被指数作为偏最小二乘回归的输入变量,构建叶片正反面的叶绿素含量预

测模型。提出了基于差异比值指数结合十折交叉验证的阈值选择策略,利用阈值法完成绿萝点云的正反面叶片分类,依据分类标签选择模型完成叶绿素含量的反演,将叶绿素含量融合到 3 维空间坐标上,实现植株叶绿素 3 维分布重建。研究结果表明,在 HSL 获取到包含植株正反面叶片点云时,基于分类预测的重建方法可以有效获取植株真实状态的叶绿素 3 维分布。

参考文献

- [1] GITELSON A A, VIÑA A, VERMA S B, *et al.* Relationship between gross primary production and chlorophyll content in crops: Implications for the synoptic monitoring of vegetation productivity[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2006, 111: D08S11.
- [2] YANG M W. Study on rapid determination of chlorophyll content of leaves[J]. *Chinese Journal of Spectroscopy Laboratory*, 2002, 19(4): 478-481(in Chinese).
杨敏文. 快速测定植物叶片叶绿素含量方法的探讨[J]. *光谱实验室*, 2002, 19(4): 478-481.
- [3] SIMS D A, GAMON J A. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2-3): 337-354.
- [4] di VITTORIO A V. Enhancing a leaf radiative transfer model to estimate concentrations and in vivo specific absorption coefficients of total carotenoids and chlorophylls a and b from single-needle reflectance and transmittance[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(9): 1948-1966.
- [5] MATTHEWS M W, BERNARD S, ROBERTSON L. An algorithm for detecting trophic status (chlorophyll-a), cyanobacterial-dominance, surface scums and floating vegetation in inland and coastal waters[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 124: 637-652.
- [6] LIU Sh, YU H Y, ZHANG J H, *et al.* Study on inversion model of chlorophyll content in soybean leaf based on optimal spectral indices[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(6): 1912-1919(in Chinese).
刘爽,于海业,张郡赫,等. 基于最优光谱指数的大豆叶片叶绿素含量反演模型研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41(6): 1912-1919.
- [7] WANG F D, YAN Zh Y, ZHAO X M, *et al.* Parameter selection of partial least squares model for hyperspectral estimation of chlorophyll content in *Camellia oleifera* leaves[J]. *Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis*, 2022, 44(1): 86-96(in Chinese).
王芳东,严志雁,赵小敏,等. 油茶叶片叶绿素含量高光谱估测的偏最小二乘模型参数选择[J]. *江西农业大学学报*, 2022, 44(1): 86-96.
- [8] ZHANG J, LI Y, XIE J, *et al.* Research on optimal near-infrared band selection of chlorophyll (SPAD) 3-D distribution about rice plant[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2017, 37(12): 3749-3757(in Chinese).
张建,李勇,谢静,等. 针对水稻植株三维叶绿素 (SPAD) 信息获取的最优波段选择问题研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2017, 37(12): 3749-3757.
- [9] WANG X, WANG Z T, YOU W Q, *et al.* Estimation of chlorophyll content by reflectance spectra of the positive and negative blades[J].

- Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(8): 2524-2528 (in Chinese).
- 王鑫,王梓潼,尤文强,等. 利用叶片正反面反射光谱估算叶绿素含量[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(8): 2524-2528.
- [10] EITEL J U H, VIERLING L A, LONG D S. Simultaneous measurements of plant structure and chlorophyll content in broadleaf saplings with a terrestrial laser scanner[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(10): 2229-2237.
- [11] ZHANG Zh J, WANG Ch, ZHANG H, *et al.* Analysis of permafrost region coherence variation in the Qinghai-Tibet Plateau with a high-resolution TerraSAR-X image[J]. Remote Sensing, 2018, 10(2): 298.
- [12] CALDERS K, ADAMS J, ARMSTON J, *et al.* Terrestrial laser scanning in forest ecology: Expanding the horizon[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 251: 112102.
- [13] HOSOI F, OMASA K. Estimation of vertical plant area density profiles in a rice canopy at different growth stages by high-resolution portable scanning LiDAR with a lightweight mirror[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2012, 74: 11-19.
- [14] EITEL J U H, VIERLING L A, LONG D S. Simultaneous measurements of plant structure and chlorophyll content in broadleaf saplings with a terrestrial laser scanner[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(10): 2229-2237.
- [15] BI K, XIAO S, GAO S, *et al.* Estimating vertical chlorophyll concentrations in maize in different health states using hyperspectral LiDAR[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(11): 8125-8133.
- [16] DU L, JIN Z, CHEN B, *et al.* Application of hyperspectral LiDAR on 3-D chlorophyll-nitrogen mapping of *rohdea japonica* in laboratory [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 9667-9679.
- [17] SHAO H, CAO Z, LI W, *et al.* Feasibility study of wood-leaf separation based on hyperspectral LiDAR technology in indoor circumstances[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 15: 729-738.
- [18] UDDLING J, GELANG-ALFREDSSON J, PIHKKI K, *et al.* Evaluating the relationship between leaf chlorophyll concentration and SPAD-502 chlorophyll meter readings[J]. Photosynthesis Research, 2007, 91(1): 37-46.
- [19] JIN X, ZHU X Zh, LI Sh W, *et al.* Predicting soil available phosphorus by hyperspectral regression method based on gradient boosting decision tree [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(13): 131102 (in Chinese).
- 金秀,朱先志,李绍稳,等. 基于梯度提升树的土壤速效磷高光谱回归预测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(13): 131102.
- [20] GAULTON R, DANSON F M, RAMIREZ F A, *et al.* The potential of dual-wavelength laser scanning for estimating vegetation moisture content[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 132: 32-39.
- [21] NEJAT K, SHI Q D, WANG J Zh, *et al.* Estimation of spring wheat chlorophyll content based on hyperspectral features and PLSR model [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(22): 208-216 (in Chinese).
- 尼加提·卡斯木,师庆东,王敬哲,等. 基于高光谱特征和偏最小二乘法的春小麦叶绿素含量估算[J]. 农业工程学报, 2017, 33(22): 208-216.
- [22] GONG W, SHI Sh, CHEN B W, *et al.* Development and prospect of hyperspectral LiDAR for earth observation [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(1): 501-513 (in Chinese).
- 龚威,史硕,陈必武,等. 对地观测高光谱激光雷达发展及展望 [J]. 遥感学报, 2021, 25(1): 501-513.
- [23] ZHANG C H, ZHANG X J, ZHU D Zh, *et al.* Detection of chlorophyll content of wheat leaves based on laser scattering images [J]. Laser Technology, 2012, 36(4): 459-462 (in Chinese).
- 张翠红,张小娟,朱大洲,等. 基于激光散射图像小麦叶片叶绿素检测研究[J]. 激光技术, 2012, 36(4): 459-462.