

DOI: 10.11766/trxb202007130239

牛玉洁, 李晓鹏, 张佳宝, 马东豪, 纪景纯, 宣可凡, 蒋一飞, 汪春芬, 邓皓东, 刘建立. 融合无人机载激光雷达与多光谱遥感数据的冬小麦叶面积指数反演[J]. 土壤学报, 2022, 59(1): 161–171.

NIU Yujie, LI Xiaopeng, ZHANG Jiabao, MA Donghao, JI Jingchun, XUAN Kefan, JIANG Yifei, WANG Chunfen, DENG Haodong, LIU Jianli. Inversion of Leaf Area Index in Winter Wheat by Merging UAV LiDAR with Multispectral Remote Sensing Data[J]. Acta Pedologica Sinica, 2022, 59(1): 161–171.

融合无人机载激光雷达与多光谱遥感数据的冬小麦叶面积指数反演*

牛玉洁^{1, 2}, 李晓鹏¹, 张佳宝¹, 马东豪¹, 纪景纯^{1, 2}, 宣可凡^{1, 2},
蒋一飞^{1, 2}, 汪春芬¹, 邓皓东³, 刘建立^{1†}

(1. 中国科学院南京土壤研究所, 南京 210008; 2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 河海大学水文水资源学院, 南京 210024)

摘要: 为了进一步挖掘无人机载激光雷达 (Light Detection and Ranging, LiDAR) 在农作物长势监测方面的潜力, 探究机载 LiDAR 与多光谱遥感数据融合反演冬小麦叶面积指数 (Leaf Area Index, LAI) 的效果, 以无人机载 LiDAR 和可见光-近红外多光谱为研究手段, 获取试验区冬小麦孕穗期的无人机载 LiDAR 点云和多光谱数据, 从中提取并筛选合适的 LiDAR 点云结构参数和植被指数, 借助多元线性回归法 (Multivariable Linear Regression, MLR) 和偏最小二乘回归法 (Partial Least Squares Regression, PLSR), 通过融合 LiDAR 点云结构参数与植被指数以及单独使用植被指数作为模型输入参数, 分别与实测 LAI 构建了 LAI 反演模型。用决定系数 (Coefficient of Determination, R^2) 和均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 来评价模型时, 结果显示融合 LiDAR 点云与多光谱数据能够较好地反演冬小麦 LAI。而且, 无论是利用 MLR 还是 PLSR 法, 融合 LiDAR 点云结构参数与植被指数的模型 (MLR: $R^2=0.901$, RMSE=0.480; PLSR: $R^2=0.909$, RMSE=0.445 ($n=16$)) 均优于仅使用植被指数的模型 (MLR: $R^2=0.897$, RMSE=0.492; PLSR: $R^2=0.892$, RMSE=0.486 ($n=16$))。因此, 加入无人机载 LiDAR 数据可以一定程度上弥补光谱数据在作物垂直方向上信息提取不足的缺陷, 提高冬小麦 LAI 的反演精度, 为冬小麦 LAI 反演提供了更优的手段。

关键词: 无人机; 冬小麦; LiDAR 点云结构参数; 植被指数; 叶面积指数; 反演模型

中图分类号: S158.3 文献标志码: A

Inversion of Leaf Area Index in Winter Wheat by Merging UAV LiDAR with Multispectral Remote Sensing Data

NIU Yujie^{1, 2}, LI Xiaopeng¹, ZHANG Jiabao¹, MA Donghao¹, JI Jingchun^{1, 2}, XUAN Kefan^{1, 2}, JIANG Yifei^{1, 2}, WANG Chunfen¹, DENG Haodong³, LIU Jianli^{1†}

* 国家重点研发计划项目 (2016YFD0300601) 和国家自然科学基金项目 (41877021, 41771265) 资助 Supported by the National Key R&D Program of China (No. 2016YFD0300601), National Natural Science Foundation of China (Nos. 41877021, 41771265)

† 通讯作者 Corresponding author, E-mail: jlliu@issas.ac.cn

作者简介: 牛玉洁 (1996—), 女, 山东梁山人, 硕士研究生, 主要从事基于无人机遥感的冬小麦养分诊断模型研究。

E-mail: niuyujie@issas.ac.cn

收稿日期: 2020-07-13; 收到修改稿日期: 2020-11-02; 网络首发日期 (www.cnki.net): 2020-11-17

(1. Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210024, China)

Abstract: 【 Objective 】 In order to further tap the potential of unmanned aerial vehicle (UAV) carried LiDAR to monitor crop growth and to explore effect of merging UAV LiDAR with multispectral data in inverting leaf area index (LAI) in winter wheat, this study was carried out. 【 Method 】 In this study, with the aid of UAV LiDAR scanners and visible-near infrared multispectral cameras, UAV LiDAR point cloud and multispectral data of the winter wheat at the booting stage in experiment zone were collected. From the data, four LiDAR point cloud structure parameters, i.e., three-dimensional volumetric parameters (BIOVP), mean plant height (Hmean), 75 percentile plant height (H75) and laser penetration index (LPI), and six vegetation indices, i.e., NDVI, SAVI, MCARI, TVI, NDRE and RVI were extracted. Then correlation analysis was performed of these parameters for screening suitable modeling parameters. With the aid of the multiple linear regression (MLR) and the partial least squares regression (PLSR), a LAI inversion model was constructed through merging the LiDAR point cloud structure parameters with vegetation indices as input parameters of the model. In applying the MLR method, the two vegetation indices, NDVI and SAVI, that are the most closely correlated with the field-observed LAI and the two point cloud structure parameters, H75 and BIOVP, that are the most closely correlated with the field-observed LAI, were used as input parameters of the model. While in adopting the PLSR method, the number of principal components in modeling was determined in the light of the result of the cross-validation. Before modeling, the experimental dataset had been randomly divided into a modeling set ($n=32$) and a validation set ($n=16$) at a ratio of 7 : 3 in all treatments. A LAI inversion model was built up based on the modeling dataset and then the validation dataset was used to evaluate effect of the model. Meanwhile, in order to determine whether the inversion with the LiDAR point cloud data merged with the multispectral data was better than that based on multispectral data alone, LAI inversion models were constructed using the same modeling method with vegetation indices as input parameters of the model only. 【 Result 】 The evaluation of the model using the coefficient of determination (R^2) and the root mean square error (RMSE) shows that the inversion model using the LiDAR point cloud data merged with the multispectral data well reflect the LAI in winter wheat, with R^2 of the modeling set being all > 0.900 and RMSE being < 0.400 and R^2 of the validation set being all > 0.800 , and RMSE being < 0.500 . In addition, no matter whether using MLR or PLSR, the models with the LiDAR point cloud data and vegetation indices (MLR: $R^2=0.901$, RMSE=0.480; PLSR: $R^2=0.909$, RMSE=0.445 ($n=16$)) are all superior to the models using vegetation indices only (MLR: $R^2=0.897$, RMSE=0.492; PLSR: $R^2=0.892$, RMSE=0.486 ($n=16$)). 【 Conclusion 】 In conclusion, although the LAI data in this research were too scattered, leading to insignificant difference between models in comparison, it could still be seen that the addition of UAV LiDAR data could make up for the defect of using the multispectral data alone that insufficient information could be extracted along the vertical direction of the crop, and improve accuracy of the inversion of LAI in winter wheat. Therefore, the model with UAV LiDAR data merged with multispectral data is a superior means for inversion of LAI in winter wheat and even other crops smaller in plant type.

Key words: Unmanned aerial vehicle (UAV); Winter wheat; LiDAR point cloud structure parameters; Vegetation index; Leaf area index (LAI); Inversion model

叶面积指数 (leaf area index, LAI) 作为反映作物群体长势特征的关键指标, 已非常广泛地应用于作物长势监测^[1], 它通常被定义为单位地表面上单面叶片的面积之和, 与作物光合作用、呼吸作用和水分利用等过程密切相关^[2-4]。目前, 获取 LAI 的方式主要分为两大类: 田间实测和遥感估算。田间实测方法有方格法、称重法、扫描仪法等, 测量相对准确, 但由于只能获取有限的采样点数据且费

时费力、有一定破坏性因而在实际应用中受到局限^[5], 而借助遥感技术可以快速、无损地估算大尺度范围的 LAI, 尤其是无人机遥感技术, 相比于卫星遥感、航空遥感等高空遥感技术, 它具有便捷、高时效性、空间分辨率高等诸多的优势而更适合农田尺度的作物长势监测^[6]。无人机飞行平台可以通过搭载丰富的传感器来获取地面作物信息, 目前使用较为广泛的无人机载传感器有普通数码相机、可见

光—近红外多光谱相机、高光谱相机等^[7]。其中，光谱相机可以获取地物在不同波段下的光谱反射率，继而通过数学运算可以得到各种植被指数以突出植被特征，因此可在 LAI 反演中作为重要的模型输入参数。国内外诸多学者通过构建植被指数与实测 LAI 的经验统计模型来实现 LAI 的反演^[8-10]，这种模型结构简单、适用性强，尤其是在不清楚地面实况或遥感信号产生机理过于复杂的情况下，是一种较合适的反演方法^[11]。然而，由于多光谱遥感手段只能获取作物冠层信息、无法得到作物垂直结构信息而使其估测能力有限^[12]。而且，当监测区域的作物覆盖度高时，光谱信号会饱和^[13]，植被指数表现出对冠层 LAI 变化不敏感的现象，这也使得估测精度受到一定程度的影响。

激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)作为一种主动式遥感技术,可借助无人机遥感平台实现短时间内获取作物高精度三维信息^[12],恰好弥补多光谱遥感对作物垂直信息提取不足的缺陷,为基于无人机遥感的 LAI 反演提供了新的技术手段。基于机载 LiDAR 的 LAI 监测技术率先在林业研究中得到推广应用,且表现出较好的监测效果^[14-16]。此外,已有研究证明采用 LiDAR 数据反演森林地上部生物量时并未出现饱和现象或者有极大值,因此认为通过该法可以解决光谱遥感存在植被指数饱和的问题^[16]。然而,由于农作物高度较低,冠层结构不明显等原因,无人机载 LiDAR 对农作物的监测还处于探索阶段^[17]:苏伟等^[18]的研究中使用机载 LiDAR 提取玉米冠层点云结构参数,将其与实测 LAI 构建回归模型,结果表明预测 LAI 与实测 LAI 之间的决定系数(coefficient of determination, R^2)达 0.79,均方根误差(root mean square error, RMSE)为 0.47,反演效果较好,证实了 LiDAR 点云数据反演玉米等中等高度作物 LAI 的可行性。更进一步的研究,若能够综合多光谱和 LiDAR 遥感技术在作物冠层光谱信息及作物空间结构信息获取方面的优势,将无人机多光谱和 LiDAR 数据融合应用来反演 LAI 等作物生长参数或许将为作物长势监测提供更优的手段。前期在玉米等较大株型农作物中的研究表明,与单独使用多光谱数据相比,将 LiDAR 与多光谱数据融合,可有效提高其地上部生物量的估测精度(R^2 分别增加 0.30, RMSE 减少 54.92 g·m⁻², NRMSE 下降 7.65%)^[19]。因此,本研究旨在探索无

人机载 LiDAR 与多光谱数据融合是否能提高株型较小的冬小麦 LAI 反演精度,以为冬小麦 LAI 反演提供更优模型。

1 材料与方法

1.1 试验区概况

试验设置于河南省新乡市封丘县(34°53′~35°14′N, 114°14′~114°46′E)中国科学院封丘农业生态试验站内。试验区地势平坦,土壤类型为潮土,年平均气温在 13.5℃~14.5℃之间,年降水量为 615.1 mm,属于半干旱、半湿润的暖温带季风气候。选用试验站内的冬小麦氮肥梯度处理长期试验地作为研究对象,该试验地为自 2005 年开始的冬小麦-夏玉米轮作长期试验。冬小麦的生育期为每年的 10 月至次年 6 月,根据作物生长需要,设置了 F1、F2、F3、F4 和 F5 共 5 个施氮处理,单季作物施氮量分别为 0、150、190、230 和 270 kg·hm⁻²,应用尿素作为单一氮肥。其中,60%作为基肥,40%作为追肥,磷肥和钾肥等肥料不进行差异处理。F1、F2、F4、F5 处理重复 9 次,F3 处理重复 12 次,试验区内共 48 个小区(图 1)。

1.2 飞行平台及搭载传感器

试验采用大疆 M210 四旋翼无人机作为飞行平台,该飞行平台可实现全自动起飞降落和规划航线飞行,续航 20~30 min,最大载重 2 kg,适合作业面积相对较小的,搭载微单相机、轻便多光谱仪等仪器的情况。飞行平台上搭载有 Prime RedEdge-MX 五通道型多光谱相机(MicaSense,美国)和扫描鹰 HS-300 LiDAR 扫描仪(RIEGL,奥地利)。其中,多光谱相机的相机分辨率约为 130 万像素(1280×960),焦距为 5.4 mm,光谱参数如表 1 所示;LiDAR 扫描仪,其激光扫描单元最大视场角 360°可调节,测距精度为 15 mm,最大测距范围(60%反射率目标)为 250 m。

1.3 数据获取

于 2019 年 4 月 28 日,即冬小麦孕穗期进行试验区低空及地面数据的采集。搭载五通道多光谱相机和 LiDAR 扫描仪的无人机飞行平台,根据地面控制站预先设计好的航线在当天晴朗无云的情况下于 10:00~14:00 进行全程自动飞行。飞行高度设定为 50 m,多光谱图像的地面分辨率约为 3.49 cm,每次

飞行前后,在地面上对校准的反射率白板进行拍摄来获取多光谱相机的辐射校准图像。无人机飞行结束后可以获取到涵盖整个试验区的若干张单波段光谱图像以及原始的 LiDAR 点云数据,同期使用 SunScan 冠层分析仪 (Delta-T, 英国) 进行试验区冬小麦叶面积指数的地面测定工作,每个小区取五个点,于无人机飞行的同期在 10:00~14:00 测定,

记录各点读数,求其平均值作为该小区 LAI 地面实测值。由此获取到试验区内冬小麦关键生育时期(孕穗期)的无人机多光谱图像、LiDAR 点云数据和地面实测 LAI 这三部分低空和地面数据。考虑到后续的建模过程,将各不同处理内试验数据均按照 7:3 的比例随机划分建模集和验证集,共 32 个小区试验数据为建模集,16 个小区试验数据为验证集。



图 1 试验区布局

Fig. 1 Arrangement of the experiment zone

表 1 Prime RedEdge-MX 五通道型多光谱相机的光谱参数

Table 1 Spectral parameters of the prime rededge-MX five-channel multispectral camera

谱带序号	谱带名称	中心波长	半峰全宽
Serial number of spectrum	Name of spectrum	Central wavelength/nm	Full width at half peak/nm
1	蓝 Blue	475	20
2	绿 Green	560	20
3	红 Red	668	10
4	近红外 Near infrared	840	40
5	红边 Red edge	717	10

1.4 数据处理

由无人机遥感平台获得的多光谱图像和 LiDAR 点云数据需要进行前期预处理。为了得到覆盖整个试验区的多光谱正射图像,需要将若干张单波段光谱图像进行拼接,使用 Pix4Dmapper 4.5.6 软件通过已知反射率值的辐射校准图像来对多光谱图像进行辐射校准以及全程自动化拼图。同时,通过机载 LiDAR 获取的点云数据需要预先转化成 Las 数据集。

针对 LiDAR 点云数据,首先用 CloudCompare 2.10.2 软件对其进行去噪处理,去掉点云数据中明显的高点和低点等异常点,然后利用基于不规则三

角网滤波 (TIN) 算法对点云进行多次滤波处理^[20], TIN 的原理是通过迭代建立三角网的方式来过滤地面点:假设在一定范围内必有一个初始点,先由这些初始地面点构成三角网,然后根据限制条件(地形角度、迭代角和迭代距离)不断向三角网中加入点进行迭代,逐步细化三角网,而最终得到的三角网顶点为地面点^[21]。由于该滤波算法只是粗略地将地面点和植被点分开,因此需要使用人工交互的方法将错分的点云进行正确归类。由于 LiDAR 点云是离散的数据,为了得到试验区小麦的连续表面形态及垂直结构,借助 ArcGIS 10.1 将分离出的地面点和

植被点进行栅格化处理, 根据王安^[22]的研究结果, 选用反距离插值算法进行插值, 空间分辨率设为 0.02 m, 地面点建立数字高程模型 (Digital Elevation Model, DEM), 它可以反映试验区地势的起伏变化, 除噪点之外的所有点建立数字表面模型 (Digital Surface Model, DSM), DSM 与 DEM 进行栅格差减运算得到冠层高度模型 (Canopy Height Model, CHM), 在去除了地表起伏的影响后, CHM 在一定程度上可以反映小麦表面形态和冠层垂直结构。

将得到的冠层高度模型在 R3.5.2 中进行参数提取, 提取的参数包括: 三维体积指标 (BIOVP)、平均株高 (Hmean)、75%的分位数高度 (H75)、激光穿透力指数 (Laser Penetration Index, LPI) 这四种点云结构参数。其中 BIOVP 是根据 Han 等^[23]提出的估测生物量的一个体积指标, 它是指小麦植株

高度在相应面积范围内积分和, Hmean 是指小麦的平均株高, H75 是指小麦植株的 75%分位数高度, LPI 是指地面激光回波点数与总回波点数之比。

预处理时已经拼接好的多光谱图像, 在 R3.5.2 中将其按照试验小区划分兴趣区并求每个小区的平均植被指数, 参照各研究 LAI 反演时常用的 6 种植被指数, 包括: 归一化植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)^[24]、土壤调节植被指数 (Soil Adjusted Vegetation Index, SAVI)^[25]、改进的叶绿素吸收指数 (Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index, MCARI)^[26]、三角植被指数 (Triangular Vegetation Index, TVI)^[27]、归一化红边差值植被指数 (Normalized Difference Red Edge Index, NDRE)^[28]、比值植被指数 (Resistant Vegetation Index, RVI)^[29]。各植被指数的计算公式见表 2。

表 2 植被指数计算公式

Table 2 Calculation formula of vegetation indices

植被指数	计算公式
Vegetation index	Calculation formula
归一化植被指数 NDVI	$NDVI = (\rho_{nir} - \rho_{red}) / (\rho_{nir} + \rho_{red})$
土壤调节植被指数 SAVI	$SAVI = (1 + L) \times (\rho_{nir} - \rho_{red}) / (\rho_{nir} + \rho_{red} + L) (L = 0.5)$
改进的叶绿素吸收指数 MCARI	$MCARI = (\rho_{rededge} - \rho_{red}) - 0.2 \times (\rho_{rededge} - \rho_{green}) \times (\rho_{rededge} - \rho_{red})$
三角植被指数 TVI	$TVI = 0.5 \times [120 \times (\rho_{nir} - \rho_{green}) - 200 \times (\rho_{red} - \rho_{green})]$
归一化红边差值植被指数 NDRE	$NDRE = (\rho_{nir} - \rho_{rededge}) / (\rho_{nir} + \rho_{rededge})$
比值植被指数 RVI	$RVI = \rho_{nir} / \rho_{red}$

注: ρ_{red} , ρ_{green} , $\rho_{rededge}$, ρ_{nir} 分别代表小麦冠层在可见光的红光、绿光、红边、近红外波段的反射率值。Note: ρ_{red} , ρ_{green} , $\rho_{rededge}$ and ρ_{nir} stands respectively for reflectance in red, green, red edge, and near-infrared bands of wheat canopy.

1.5 建模方法及模型评价指标

在用遥感手段反演作物生长参数中常用的两类方法为物理模型法和经验统计模型法, 相比原理复杂的物理模型, 经验统计模型由于结构简单、模型适用性强而应用较为广泛^[11], 本研究使用经验统计模型对冬小麦 LAI 进行反演。因需要输入多个变量构建经验统计模型, 因此建模方法采用多元线性回归 (Multivariable Linear Regression, MLR) 和偏最小二乘回归 (Partial Least Squares Regression, PLSR) 这两种多变量统计回归方法, 使用 MLR 方法的原因是它对建模结果容易解释, 可以较为直观地反映各自变量与因变量之间的关系^[23]。而与传统的 MLR 方法相比, PLSR 模型在建模过程中结合了主成分分

析法和多元线性回归法的特征, 可以解决 MLR 方法中自变量之间存在的多重共线性问题^[30]。建模过程全部在 R3.5.2 中进行。

在该研究中, 使用决定系数 R^2 评估预测 LAI 与实测 LAI 之间的拟合优度, R^2 的范围在 0~1 之间, 数值越高表明拟合效果越好。同时, 使用均方根误差 RMSE 衡量观测值与真实值之间的偏差。RMSE 越小, 模型估算越准确。

2 结果与讨论

2.1 试验区冠层高度模型

用反距离插值算法将 LiDAR 点云数据进行栅

格化处理,得到空间分辨率为 0.02 m 的数字高程模型 (DEM)(图 2)、数字表面模型 (DSM)(图 3)以及冠层高度模型 (CHM)(图 4)。由 DEM 图可以看出,试验区地势整体较为平坦,而且在去除了地表起伏影响之后,CHM 图可以看出小麦冠层高度均不高于 63 cm, F1 处理与其他处理的小麦冠层高度差异明显。

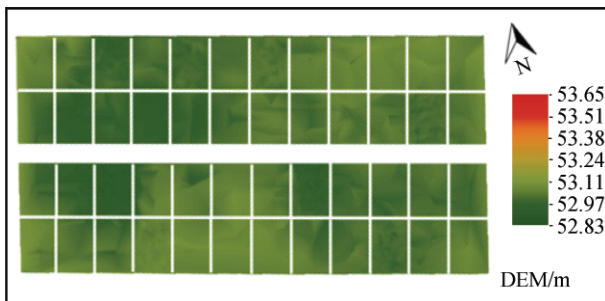


图 2 试验区数字高程模型 (DEM)

Fig. 2 Digital elevation model of the experiment zone

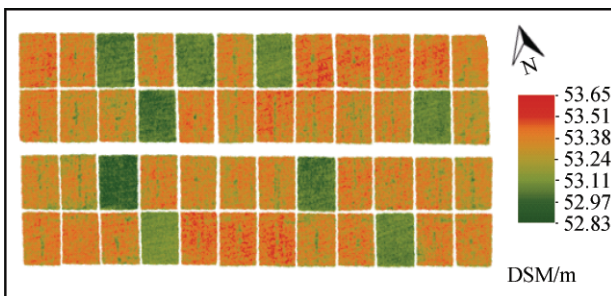


图 3 试验区数字表面模型 (DSM)

Fig. 3 Digital surface model of the experiment zone

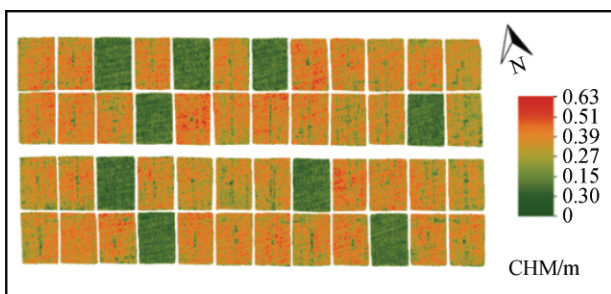


图 4 试验区冠层高度模型 (CHM)

Fig. 4 Canopy height model of the experiment zone

2.2 实测 LAI 与建模参数的相关性

为筛选合适的 LiDAR 点云结构参数及植被指数作为 LAI 估测模型的输入参数,将点云结构参数及植被指数与实测 LAI 做了相关性分析,相关分析矩阵图如下(图 5),由各变量之间的相关分析矩阵图可以看出:实测 LAI 与各建模参数的相关系数绝对值均达到了 0.90 以上,且均为极显著相关;各植被指数之间呈极显著的强自相关性;各点云结构参数之间相关性同样较强,且极为显著。

2.3 建模过程及模型效果评价

基于相关性分析结果,由于各植被指数之间和点云参数之间存在不同程度的自相关性,因此采用 MLR 方法建模时,为了防止过度拟合、降低模型的复杂程度,选用与实测 LAI 相关性最强的 NDVI 和 SAVI 这两种植被指数以及同样与实测 LAI 相关性最强的 H75 和 BIOVP 这两种点云结构参数作为模型输入参数。PLSR 法建模时,将涉及的所有参数一同作为输入参数,然后根据交叉验证结果选择模型的主成分个数^[31],根据分析结果在融合 LiDAR 点云结构参数与植被指数建模时选用 3 个主成分,在仅使用植被指数建模时选用 1 个主成分。

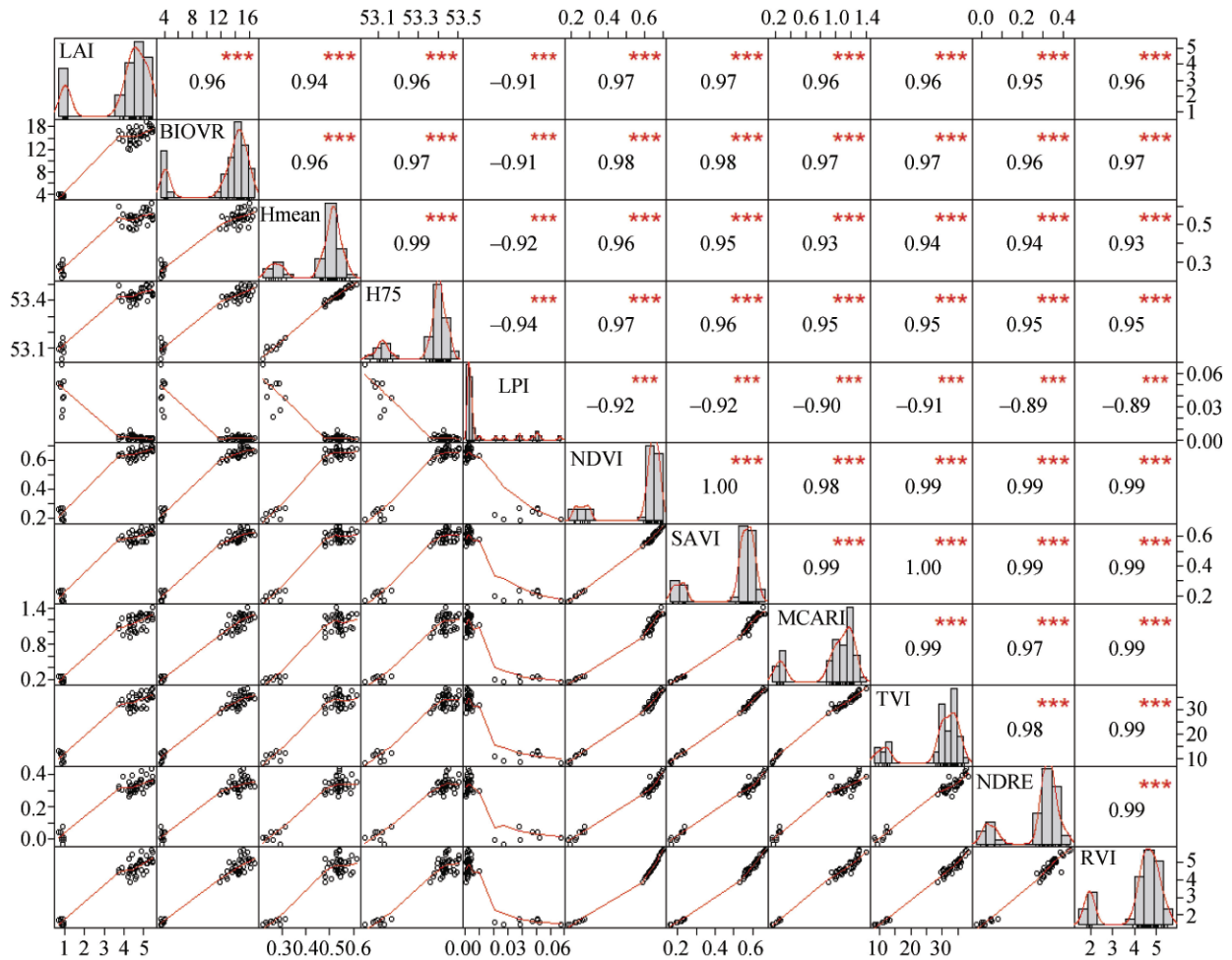
首先,在只有植被指数 NDVI、SAVI 以及融合了 LiDAR 点云结构参数 H75、BIOVP 和植被指数 NDVI、SAVI 作为模型输入参数这两种情形下,分别由建模集各建模参数与实测 LAI 进行多元线性回归建立 LAI 反演模型,同时为检验模型是否可靠,利用验证集数据对该模型进行验证。MLR 回归方程见表 3。

类似地,接下来用偏最小二乘法建模,首先将通过交叉验证结果中筛选的所有植被指数中 1 个主成分与实测 LAI 进行偏最小二乘回归,然后从所有点云结构参数与植被指数中筛选出 3 个主成分作为模型输入参数,进行偏最小二乘回归,PLSR 回归方程如表 4 所示。

表 3 利用不同建模参数反演 LAI 的多元线性回归方程

Table 3 Multiple linear regression equation for LAI inversion using different modeling parameters

建模参数 Modeling parameters	回归方程 Regression equation
LAI ~ NDVI+SAVI	LAI=11.807×NDVI-2.864×SAVI-1.271
LAI ~ NDVI+SAVI+BIOVP+H75	LAI=-2.920×NDVI+4.842×SAVI+0.183×BIOVP+3.352×H75



注：图中对角线区域代表变量自身的分布，对角线的左下部分为纵横轴两个变量的散点图和拟合曲线，对角线的右上部分代表纵横轴两个变量的相关系数，“***”代表变量在 $P < 0.01$ 的水平下显著相关。Note: The areas alongside the diagonal represent distribution of the variable per se; in the lower left part of the diagonal are the scatter plots and the curves fitting between the two variables; the upper-right part of the diagonal shows the relationship between the two variables; “***” indicates that variables are significantly correlated ($P < 0.01$).

图 5 叶面积指数与各建模参数的相关分析矩阵图

Fig. 5 Matrix diagram of the correlation between leaf area index and various modeling parameters

表 4 利用不同建模参数反演 LAI 的偏最小二乘回归方程

Table 4 Partial least squares regression equation for LAI inversion using different modeling parameters

建模参数 Modeling parameters	回归方程 Regression equation
LAI ~ NDVI+SAVI+MCARI+TVI+NDRE+RVI	LAI=0.165×NDVI+0.165×SAVI+0.164×MCARI+0.164×TVI+0.163×NDRE+0.165×RVI
LAI ~ BIOVR+Hmean+H75+LPI+NDVI+SAVI+MCARI+TVI+NDRE+RVI	LAI=0.313×BIOVR-0.009×Hmean+0.170×H75-0.073×LPI+0.147×NDVI+0.067×SAVI+0.171×MCARI-0.069×TVI-0.045×NDRE+0.178×RVI

最后，为比较分析模型效果，将建模集与验证集的估测 LAI 与实测 LAI 做散点图及拟合曲线。图 6 可以看到，MLR 建模方法下，在只有植被指数参

与建模时 (图 6a、图 6b)，建模集和验证集估测 LAI 与实测 LAI 之间的拟合曲线 R^2 分别为 0.937 和 0.897, RMSE 分别为 0.382 和 0.492。而融合了 LiDAR

点云结构参数与植被指数后(图 6 c、图 6 d), R^2 分别为 0.950 和 0.901, RMSE 分别为 0.341 和 0.480, 相比单独使用植被指数建模时 R^2 均有所升高, 且估测 LAI 与实测 LAI 之间的偏差降低, 总体而言提高了 LAI 的估算精度。

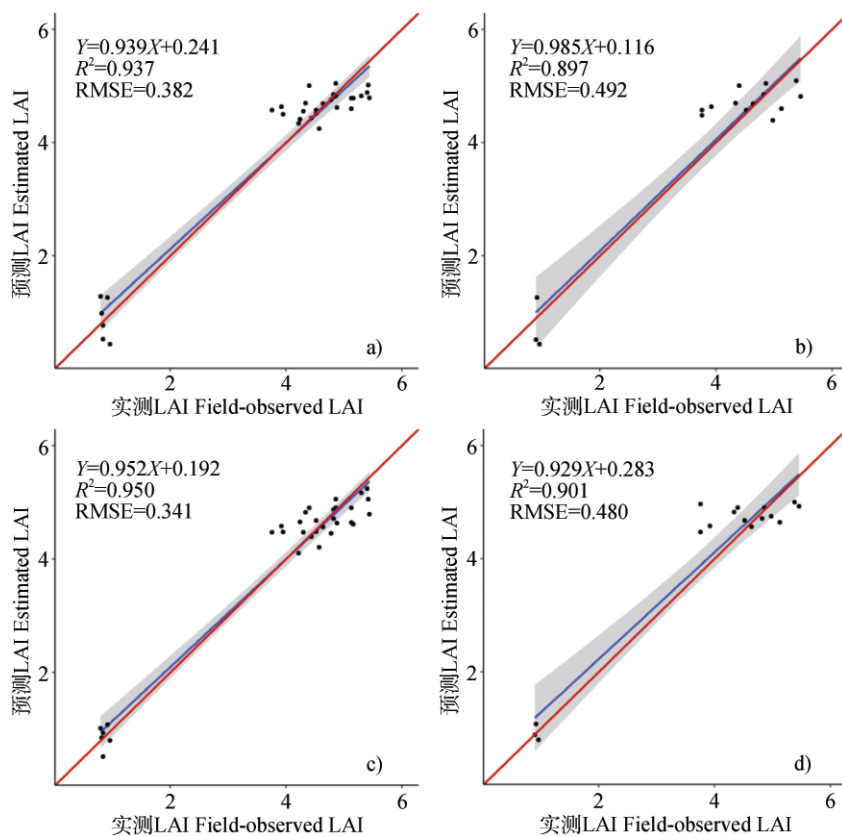
PLSR 建模方法下, 在只有植被指数参与建模时(图 7 a、图 7 b), 建模集和验证集估测 LAI 与实测 LAI 之间的拟合曲线 R^2 分别为 0.957 和 0.892, RMSE 分别为 0.319 和 0.486。而融合了 LiDAR 点云结构参数与植被指数后(图 7 c、图 7 d), R^2 分别为 0.968 和 0.909, RMSE 分别为 0.278 和 0.445, 较单独使用植被指数建模时其拟合优度同样有所提高, 并且估测 LAI 与实测 LAI 之间的偏差也有所降低, 提高了 LAI 的估算精度。

总之, 无论是多元线性回归法还是偏最小二乘回归法, 在融合了机载 LiDAR 数据与植被指数后均

较仅使用植被指数建模效果好, 这同时也证明了 LiDAR 数据对于冠层垂直结构提取的优势能够弥补多光谱遥感在此方面的缺陷, 但同时也可以看到模型评价指标之间的差别最多不到 0.1, 建模效果提升不算明显, 通过分析认为这可能与建模和验证数据集过于离散有关, 可以看出除 F1 处理的 LAI 实测值在 1 附近, F2~F5 处理 LAI 大部分均介于 4~6 之间, 因此数据集的扩充问题还有待解决。

3 结论

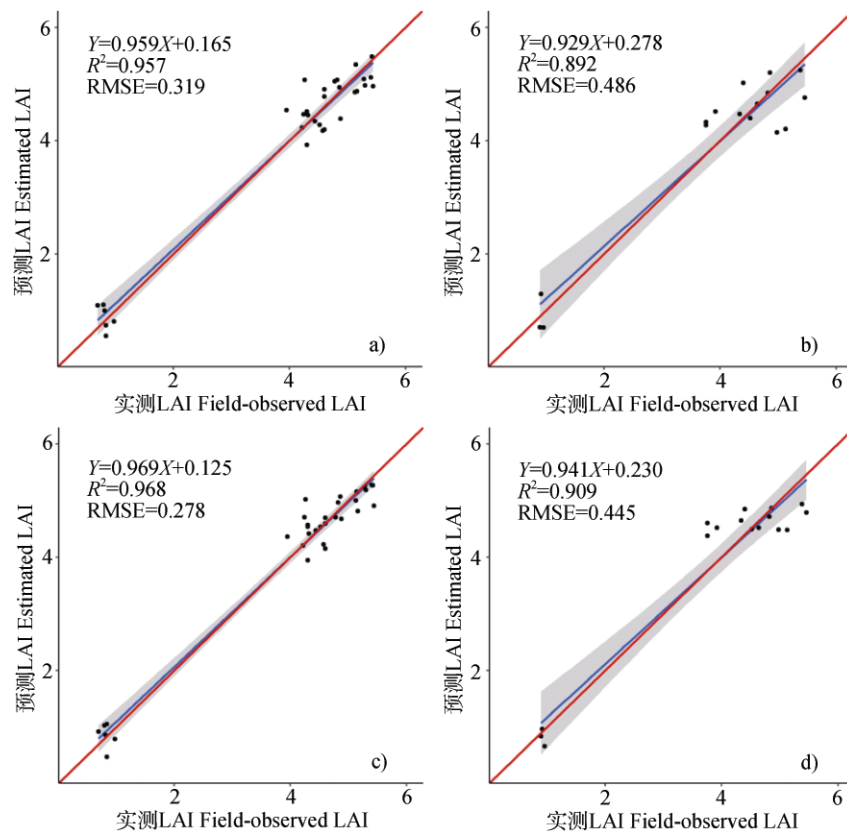
为提高田块尺度冬小麦 LAI 的反演精度, 弥补无人机多光谱遥感在 LAI 反演时对作物垂直信息提取不足且易产生植被指数饱和的问题以及挖掘 LiDAR 遥感在作物垂直信息提取方面的潜力, 本研究将无人机载 LiDAR 提取的作物冠层点云结构参



注: 红色线条为 1:1 参考线。以植被指数为输入参数的建模集 a 和验证集 b, 以 LiDAR 点云结构参数与植被指数为输入参数的建模集 c 和验证集 d。Note: The red line represents the 1:1 reference line. Modeling Set a and Validation Set b with Vegetation Indices as input parameters, Modeling Set c and Validation Set d with LiDAR Point Cloud Structure parameters and Vegetation Indices as input parameters.

图 6 基于 MLR 建模方法的 LAI 预测值与实测值散点图

Fig. 6 Scatter plot of estimated LAI and field-observed LAI based on the MLR modeling method



注：红色线条为 1 : 1 参考线。以植被指数为输入参数的建模集 a 和验证集 b，以 LiDAR 点云结构参数与植被指数为输入参数的建模集 c 和验证集 d。Note: The red line represents the 1 : 1 reference line. Modeling Set a and Validation Set b with Vegetation Indices as input parameters, Modeling Set c and Validation Set d with LiDAR Point Cloud Structure parameters and Vegetation Indices as input parameters.

图 7 基于 PLSR 建模方法的 LAI 预测值与实测值散点图

Fig. 7 Scatter plot of estimated LAI and field-observed LAI based on the PLSR modeling method

数与机载多光谱提取的植被指数融合，借助多元线性回归法和偏最小二乘回归法进行建模，实现了冬小麦关键生育时期——孕穗期 LAI 的反演。整体而言，LAI 反演模型效果较好，说明借助经验统计模型的方法使用无人机载 LiDAR 和多光谱数据建模反演冬小麦 LAI 是可行的。无论是多元线性回归还是偏最小二乘回归的建模方法，融合了 LiDAR 点云结构参数与植被指数的模型要优于只有植被指数的模型，虽然模型对比差异不是很明显，但一定程度上验证了 LiDAR 数据可以补充光谱遥感数据在作物垂直方向上信息提取不足的缺陷，二者的融合应用可以提高冬小麦叶面积指数的反演精度。然而，由于本研究中所用样本数据集中的 LAI 数据整体没有均匀分布在一定范围内，而是过于离散，导致在一定程度上影响了对模型效果提升程度的估计，所

以未来仍需更丰富的研究来支持和证实此结论。

参考文献 (References)

- [1] Yang G J, Liu J G, Zhao C J, et al. Unmanned aerial vehicle remote sensing for field-based crop phenotyping: Current status and perspectives[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2017, 8: 1111.
- [2] Chen J M, Black T A. Defining leaf area index for non-flat leaves[J]. *Plant, Cell & Environment*, 1992, 15 (4): 421—429.
- [3] Qiu R C, Wei S, Zhang M, et al. Study on the correlation between nitrogen, phosphorus, potassium and pH in five crop garden economic crops[J]. *Agricultural Science and Engineering in China*, 2019, 31 (1): 23—36, 55. [仇瑞承, 魏爽, 张漫, 等. 作物表型组学测量方法综述[J]. *中国农业文摘-农业工程*, 2019, 31 (1): 23—36, 55.]
- [4] Gu Z J, Liu Y M, Lu J Y. Accuracy analysis of vegetation leaf area index(LAI) derivation from remote sensing data

- at different radiometric correction levels[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2010, 47 (6): 1067—1074. [顾祝军, 刘咏梅, 陆俊英. 用多辐射校正水平遥感数据提取植被叶面积指数的精度分析[J]. *土壤学报*, 2010, 47 (6): 1067—1074.]
- [5] Hu G Y, Li S D, Yang R H. Comparison of three regression models for remote sensing estimation of leaf area index[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2018, 43 (10): 46—50, 66. [胡古月, 李少达, 杨容浩. 叶面积指数遥感估算的三种回归模型分析[J]. *测绘科学*, 2018, 43 (10): 46—50, 66.]
- [6] Jin W, Ge H L, Du H Q, et al. A review on unmanned aerial vehicle remote sensing and its application[J]. *Remote Sensing Information*, 2009, 24(1): 88—92. [金伟, 葛宏立, 杜华强, 等. 无人机遥感发展与应用概况[J]. *遥感信息*, 2009, 24 (1): 88—92.]
- [7] Ji J C, Zhao Y, Zou X J, et al. Advancement in application of UAV remote sensing to monitoring of farmlands[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2019, 56 (4): 773—784. [纪景纯, 赵原, 邹晓娟, 等. 无人机遥感在农田信息监测中的应用进展[J]. *土壤学报*, 2019, 56 (4): 773—784.]
- [8] Potgieter A B, George-Jaeggli B, Chapman S C, et al. Multi-spectral imaging from an unmanned aerial vehicle enables the assessment of seasonal leaf area dynamics of *Sorghum* breeding lines[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2017, 8: 1532.
- [9] Gao L, Yang G J, Wang B S, et al. Soybean leaf area index retrieval with UAV (unmanned aerial vehicle) remote sensing imagery[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2015, 23 (7): 868—876. [高林, 杨贵军, 王宝山, 等. 基于无人机遥感影像的大豆叶面积指数反演研究[J]. *中国生态农业学报*, 2015, 23 (7): 868—876.]
- [10] Sun S R, Zhao Y L, Wang Y J, et al. Leaf area index inversion of winter wheat based on multispectral remote sensing of UAV[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2019, 24 (11): 51—58 [孙诗睿, 赵艳玲, 王亚娟, 等. 基于无人机多光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. *中国农业大学学报*, 2019, 24(11): 51—58.]
- [11] Zhao J, Huang W J, Zhang Y H, et al. Inversion of leaf area index during different growth stages in winter wheat[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33 (9): 2546—2552. [赵娟, 黄文江, 张耀鸿, 等. 冬小麦不同生育时期叶面积指数反演方法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2013, 33 (9): 2546—2552.]
- [12] Luo S Z, Chen J M, Wang C, et al. Comparative performances of airborne LiDAR height and intensity data for leaf area index estimation[J]. *IEEE Journal of selected topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11 (1): 300—310.
- [13] Liu C, Yang G J, Li Z H, et al. Biomass estimation in winter wheat by UAV spectral information and texture information fusion[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2018, 51 (16): 3060—3073 [刘畅, 杨贵军, 李振海, 等. 融合无人机光谱信息与纹理信息的冬小麦生物量估测[J]. *中国农业科学*, 2018, 51 (16): 3060—3073.]
- [14] Nie S, Wang C, Dong P L, et al. Estimating leaf area index of maize using airborne discrete-return LiDAR data[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9 (7): 3259—3266.
- [15] Lu L, Zheng G, Ma L X. Combining point cloud slicing and terrestrial laser scanning data to retrieve an effective leaf area index[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2018, 22 (3): 432—449. [路璐, 郑光, 马利霞. 激光雷达和点云切片算法结合的森林有效叶面积指数估算[J]. *遥感学报*, 2018, 22 (3): 432—449.]
- [16] Tang X G. Estimation of forest aboveground biomass by integrating ICESat/GLAS waveform and TM data[D]. Changchun: Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences. 2013. [汤旭光. 基于激光雷达与多光谱遥感数据的森林地上生物量反演研究[D]. 长春: 中国科学院东北地理与农业生态研究所, 2013.]
- [17] Chen H. LAI inversion method for crop based on LiDAR and multispectral remote sensing[D]. Shihezi, Xinjiang: Shihezi University, 2018. [陈洪. 基于机载 LiDAR 和多光谱遥感的作物 LAI 反演方法研究[D]. 石河子: 新疆石河子大学, 2018.]
- [18] Su W, Zhan J G, Zhang M Z, et al. Estimation method of crop leaf area index based on airborne LiDAR data[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2016, 47 (3): 272—277. [苏伟, 展郡鸽, 张明政, 等. 基于机载 LiDAR 数据的农作物叶面积指数估算方法研究[J]. *农业机械学报*, 2016, 47 (3): 272—277.]
- [19] Zhu Y H, Zhao C J, Yang H, et al. Estimation of maize above-ground biomass based on stem-leaf separation strategy integrated with LiDAR and optical remote sensing data[J]. *PeerJ*, 2019, 7: e7593.
- [20] Huang J L. LiDAR' data processing based on TerraScan[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2007 (10): 13—16. [黄金浪. 基于 TerraScan 的 LiDAR 数据处理[J]. *测绘通报*, 2007 (10): 13—16.]
- [21] Ning Y F, Wu X T, Zhang H T, et al. Research on filtering LiDAR point cloud data based on virtual triangle nets and slope filtering [J]. *Chinese Journal of Engineering Geophysics*, 2012, 9 (5): 624—627. [宁亚飞, 吴笑天, 张海涛, 等. 基于虚拟三角网与坡度滤波的 LiDAR 点云数据滤波方法的研究[J]. *工程地球物理学报*, 2012, 9 (5): 624—627.]
- [22] Wang A. Extraction of growth parameters of winter wheat based on Terrestrial LiDAR data[D]. Nanjing: Nanjing

- University, 2013. [王安. 基于地面 LiDAR 的冬小麦生长参数提取研究[D]. 南京: 南京大学, 2013.]
- [23] Han L, Yang G J, Dai H Y, et al. Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data[J]. *Plant Methods*, 2019, 15: 10.
- [24] Rouse J W J, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring vegetation systems in the great Plains with ERTS[EB/OL]. 1974.
- [25] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 25(3): 295—309.
- [26] Daughtry C S T, Walthall C L, Kim M S, et al. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 74 (2): 229—239.
- [27] 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.
- [28] Barnes E M, Clarke T R, Richards S E, et al. Coincident detection of crop water stress, nitrogen status, and canopy density using ground based multispectral data[EB/OL]. 2000.
- [29] Pearson R L, Miller L D. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of productivity of the shortgrass prairie[EB/OL]. 1972.
- [30] Geladi P, Kowalski B R. Partial least-squares regression: A tutorial[J]. *Analytica Chimica Acta*, 1986, 185: 1—17.
- [31] Qi C, Fang Q L. Partial least squares modelling with R software and empirical analysis[J]. *Mathematical Theory and Applications*, 2013, 33 (2): 103—111. [齐琛, 方秋莲. 偏最小二乘建模在 R 软件中的实现及实证分析[J]. *数学理论与应用*, 2013, 33 (2): 103—111.]

(责任编辑: 檀满枝)