

# 基于高光谱的草坪草光合参数模拟估算

刘桐<sup>1</sup>, 杜笑村<sup>2</sup>, 纪童<sup>3</sup>, 姜佳昌<sup>2\*</sup>

(1. 西安思源学院, 陕西 西安 710038; 2. 甘肃省草原技术推广总站, 甘肃 兰州 730010; 3. 甘肃农业大学草业学院, 草业生态系统教育部重点实验室, 甘肃省草业工程实验室, 中-美草地畜牧业可持续发展研究中心, 甘肃 兰州 730070)

**摘要:**【目的】光合参数是衡量草坪草生长状况的重要生理指标,探索基于高光谱技术的草坪草光合参数的模拟估算对于草坪养护管理具有重要意义。【方法】以3个常用草坪草品种红象高羊茅(*Festuca arundinacea* cv. Hongxiang)、百灵鸟多年生黑麦草(*Lolium perenne* cv. Bailingniao)和肯塔基草地早熟禾(*Poa pratensis* cv. Kentucky)为试验材料,通过盆栽试验,在草坪草生长旺盛期,使用SOC710VP成像光谱仪和CIRAS-3便携式光合仪分别测定了草坪草冠层光谱数据、净光合速率( $P_n$ )和蒸腾速率( $T_r$ ),筛选与两种光合参数显著相关的原始光谱波段与植被指数,构建偏最小二乘法(PLS)估算模型,并利用PLS模型中变量投影重要性(Variable Importance Projection, VIP)方法筛选VIP值>1.2的重要波段与植被指数。【结果】1)共筛选与 $P_n$ 显著相关的54个原始光谱波段(435、450、460、475、490~550、560~565、590~725、990~1 000、1 015~1 030 nm)与9个植被指数(GI、NDVI、NDVI<sub>670</sub>、CI、PSRI、NRI、SIPI、PRI、SR),其中原始光谱460 nm与植被指数CI相关系数绝对值最高,分别为0.46和0.77,共筛选与 $T_r$ 显著相关的115个原始光谱波段(435~440、450~1 010 nm)与7个植被指数(SIPI、SR、NDVI、NDVI<sub>670</sub>、MSR<sub>705</sub>、CI、DVI),其中原始光谱475 nm与植被指数SIPI相关系数绝对值最高,分别为0.61与0.54;2) $P_n$ 偏最小二乘法模型因变量方差解释率为75.24%,模型拟合精度 $R^2$ 为0.95,均方根误差RMSE为0.1, $T_r$ 偏最小二乘法模型因变量方差解释率为73.43%,模型拟合精度 $R^2$ 为0.73,均方根误差RMSE为0.5,可满足反演需求;3)根据偏最小二乘法中变量投影重要性VIP法筛选最优指标,得出反演 $P_n$ 的最优指标为CI, $T_r$ 最优指标为SR。【结论】草坪草净光合速率与蒸腾速率的偏最小二乘法光谱反演模型,为草坪草光合指标评估提供了更便利的方案。

**关键词:**高光谱;草坪草;净光合速率;蒸腾速率;偏最小二乘法模型

**中图分类号:**S688.4 **文献标志码:**A **文章编号:**1009-5500(2024)02-0079-09

**DOI:**10.13817/j.cnki.cyycp.2024.02.008



光合参数是衡量草坪草生长状况的重要生理指标,对于草坪养护管理有重要意义,而目前对于草坪草光合作用的测定,方法繁琐且在景观尺度上的测定尤为困难,因此寻找一种快速无损的草坪草光合参数测定方法尤为重要。

近几十年来,遥感技术凭借其大尺度、高效率、低成本等优势在农作物的生长状况、植被识别等方面得到了广泛应用。光是叶绿素生物合成及叶绿素发育的必要条件,是光合作用的原动力,不同光合特征的植被在光谱中表现不一,大多研究表明植物在近红外光谱中表现出很高的反射率,而在红色波段则表现出相当低的反射率,这使得在数学模型中使用近红外和可见光指标反演植被光合特征成为可能。

光谱数据变量多,且变量数量通常大于样本的数量。同时,这些数据往往存在多重共线性。高光谱数

收稿日期:2024-01-29;修回日期:2024-03-09

基金项目:林草科技创新与国家合作项目(1ckjcx202303)

作者简介:刘桐(1996-),女,陕西省西安市人,硕士研究生。E-mail:243387612@qq.com

\*通信作者。E-mail:583267947@qq.com

据中变量之间的冗余性和相关性导致分类或预测精度急剧降低,随着光谱波段数目的增加或维数增加到一定波段数目,会出现分类/预测精度“先增后降”的“休斯现象”,因此,所使用的算法在处理这些问题时必须高效的,以避免“休斯现象”<sup>[11]</sup>。传统方法以待测指标与原始光谱、一阶导数、植被指数等光谱参量的相关系数为基准,筛选重要的光谱变量作为反演模型参数,如吕玮等<sup>[2]</sup>在建立小麦(*Triticum aestivum*)旗叶 $P_n$ 的高光谱分析模型时确定6个 $P_n$ 敏感波段分别是:760、761、767、814、815、889 nm。刘聪等<sup>[3]</sup>以水稻叶片光谱建立的净光合速率估算模型,发现基于叶绿素植被指数CI的模型可适用于不同品种的水稻(*Oryza latifolia*)叶片净光合速率统一反演。但单一以相关性作为唯一指标,筛选出的光谱参数虽然在一定程度上降低了光谱维数,但筛选指标仍存在多重共线性问题。为解决此问题,许多算法与机器学习算法被应用到光谱指标反演中,其中偏最小二乘法被广泛应用于光谱建模中,如邵田田等<sup>[4]</sup>利用PLS方法建立的模型可有效地从玉米(*Zea mays*)高光谱反射率数据反演出光合有效辐射吸收比率(FPAR)含量。与传统多元线性回归模型相比,偏最小二乘回归能够在自变量存在严重多重相关性,样本点个数少于变量个数的条件下进行回归建模,为光谱模型研究提供了有效手段。

目前高光谱技术测定光合参数主要应用于农作物<sup>[5-6]</sup>,对于草坪草光合参数的高光谱反演研究较少。本研究以适应性强,生长速度快,抗逆性好的红象高羊茅(*Festuca arundinacea* cv. Hongxiang)、百灵鸟多年生黑麦草(*Lolium perenne* cv. Bailingniao)和肯塔基草地早熟禾(*Poa pratensis* cv. Kentucky)为试验材料,在草坪生长旺季(4~6月),使用CIRAS-3便携式光合仪和SOC710VP光谱仪,采集不同草坪草冠层净光合速率、蒸腾速率和对应的光谱数据,筛选与净光合速率、蒸腾速率显著相关的原始光谱波段与植被指数,以筛选指标为自变量,光合参数为因变量,构建光合参数偏最小二乘法估算模型,并利用模型中变量投影重要性VIP值筛选敏感光谱波段与植被指数,旨在为使用高光谱技术进行草坪质量管理提供新的思路。

## 1 材料和方法

### 1.1 试验材料

试验材料为3个常见的草坪草:红象高羊茅,百灵鸟多年生黑麦草和肯塔基草地早熟禾。

### 1.2 试验方法

试验于2022年4月在甘肃农业大学培养室进行,选择籽粒饱满的草坪草种子栽种于口径一致的花盆(20 cm×20 cm)。土壤来自甘肃农业大学牧草试验站,有机质含量0.84%,pH7.5,速效氮95.05 mg/kg,速效磷7.32 mg/kg,速效钾182.8 mg/kg。每盆施用磷酸铵30 g/m<sup>2</sup>后,约播种100粒种子。培养期间,隔3 d称重浇水1次,保证水量一致,水分恒定。1个月取样测定草坪草光合指标,为建模组( $n=33$ ),检验组( $n=17$ ),同时测定对应的光谱数据。

1.2.1 光谱数据获取与校正 所用仪器:美国SOC公司SOC710VP便携式可见/红外成像光谱仪,参数见表1。

表1 光谱仪参数

Table 1 Parameters of spectrometer

光谱范围/mm	分辨率/nm	波段/个	Dynamic Range
400~1 035	5	128	12-bit

使用SOC710VP于暗室测定光谱,以灰板作为参考板放置于处理样本旁边,测定完成后通过SRAnalysis软件将图像DN值与定标灰板进行反射率标准化<sup>[5]</sup>,以获取原始光谱反射率。

测定时采用仪器自带钨灯光源,垂直距离以处理组冠层大小及探头视场角25°确定,使样品冠层恰能位于探头视场范围内。使用反射参考板时,参考板每次清洁后重新定标。取草坪草冠层10点光谱数据的平均值作为原始光谱反射率,导入Excel中,并使用matlab软件进行原始光谱数据的平滑处理(SG)<sup>[6]</sup>。

1.2.2 草坪草叶片净光合速率与蒸腾速率的测定 所用仪器:CIRAS-3便携式光合仪(PP-Systems Company, Amesbury, MA01913, USA)。测定叶片的净光合速率 $P_n$ 与蒸腾速率 $T_r$ ,为减少试验误差,每测一组光谱数据后,立即使用便携式光合仪进行共重复5次的草坪草光合指标测定。

1.2.3 数据处理与分析 选择13个常用植被指数

(表 2)与原始光谱,采用 Person 相关分析方法,将 13 个植被指数、原始光谱和草坪草叶片净光合速率、蒸腾速率进行相关分析。

13 个植被指数中,GI、CI、PRI、SIPI 和 RGI 对植

物自身色素含量变化较敏感<sup>[7]</sup>,NDVI<sub>670</sub>、NDVI 和 MSR<sub>705</sub>对冠层结构非常敏感<sup>[8]</sup>,SR 对植被结构光谱响应较好<sup>[8]</sup>,SAVI 可以有效调节土壤背景对光谱的影响<sup>[8]</sup>,PSRI 可用于植被健康的监测与检测<sup>[9]</sup>。

表 2 植被指数  
Table 2 Vegetation index

植被指数	名称	计算公式
GI <sup>[7]</sup>	绿度植被指数	555 nm/665 nm
NDVI <sup>[8]</sup>	归一化植被指数	(750 nm - 705 nm)/(750 nm + 705 nm)
MSR <sub>705</sub> <sup>[8]</sup>	改进红边比值植被指数	(705 nm - 445 nm)/(705 nm + 445 nm)
NDVI <sub>670</sub> <sup>[8]</sup>	归一化植被指数 670	(800 nm/670 nm)/(800 nm + 670 nm)
CI <sup>[7]</sup>	叶绿素指数	(750 nm/705 nm) - 1
PSRI <sup>[9]</sup>	植被衰减指数	(680 nm - 500 nm)/750
RGI <sup>[7]</sup>	相对绿色指数	690 nm/550 nm
NRI <sup>[10]</sup>	氮素反射指数	(560 nm - 670 nm) / (560 nm + 670 nm)
SAVI <sup>[8]</sup>	土壤调节植被指数	[(1 + 0.5) × (800 nm - 670 nm)] / (800 nm + 670 nm + 0.5)
DVI <sup>[10]</sup>	差值植被指数	810 nm - 680 nm
SIPI <sup>[7]</sup>	结构不敏感色素指数	(800 nm - 445 nm) / (800 nm - 680 nm)
PRI <sup>[7]</sup>	光化学植被指数	(531 nm - 570 nm) / (531 nm + 570 nm)
SR <sup>[8]</sup>	比值植被指数	800 nm/670 nm

注:表中植被指数计算,是利用植物在不同波段的反射特性进行计算,均由原始光谱波段处的光谱反射率值得出。

以筛选指标为自变量,光合参数为因变量,构建光合参数偏最小二乘法估算模型,并利用模型中变量投影重要性 VIP 值筛选敏感光谱波段与植被指数,其中偏最小二乘法(Partial Least Squares, PLS)<sup>[11]</sup>是一种多元统计分析方法,PLS 的目标是通过寻找投影方向,将自变量和因变量之间的关系最大化地保留在新的低维空间中。偏最小二乘法在处理高维数据、多重共线性以及小样本数据集等方面具有一定的优势,适用于许多光谱数据的建模问题。

## 2 结果与分析

### 2.1 不同处理下草坪草的光谱反射率(REF)

图 1 为 3 种处理草坪草在 400~1 000 nm 波段的平均光谱反射率(REF)。

3 种处理的草坪草光谱曲线变化趋势相似,在可见光波段(400~760 nm),3 个处理的草坪草分别在 550、660 nm 存在明显的吸收峰(某一波长上物质对光的吸收达到最强的点),反射率值分别为高羊茅(0.115 6),黑麦草(0.156 7),早熟禾(0.155 3)。在蓝光波段 450 nm 与绿光波段 570 nm 附近出现波峰,在 500 nm 和 680 nm 则有两个波谷。

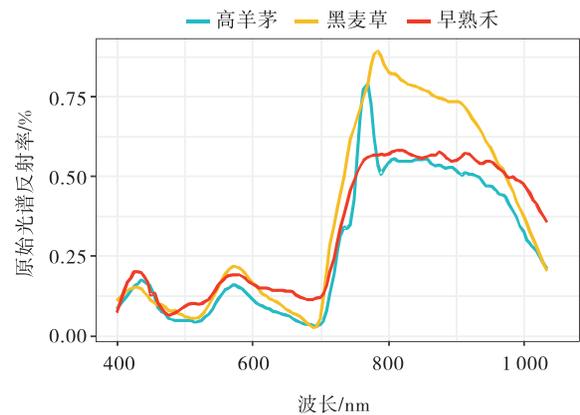


图 1 不同草坪草光谱反射率(REF)

Fig. 1 Turfgrass spectral reflectance(REF)

### 2.2 P<sub>n</sub>、T<sub>r</sub>与不同光谱指数的相关性分析

经 Person 相关性矩阵分析(图 2),植被指数 PRI、SIPI、GI、NRI 与净光合速率(P<sub>n</sub>)显著相关(P<0.05),NDVI、NDVI<sub>670</sub>、CI、PSRI、SR 与净光合速率(P<sub>n</sub>)极显著相关(P<0.01),相关系数绝对值由大到小分别为 CI(0.77)>NDVI(0.73)>SR(0.63)>NDVI<sub>670</sub>(0.59)>PSRI(0.52)>GI(0.49)>PRI(0.48)>NRI(0.45)>SIPI(0.43),剩余植被指数与净光合速率相关系数未通过显著性检验。

与蒸腾速率 T<sub>r</sub>显著相关(P<0.05)的植被指数有 NDVI、MSR<sub>705</sub>、CI 和 DVI。NDVI<sub>670</sub>、SIPI、SR 与蒸腾

速率  $T_r$  极显著相关 ( $P < 0.01$ )。相关系数绝对值由大到小分别为 SIPI (0.54) > SR (0.52) > NDVI<sub>670</sub> (0.52) > NDVI (0.41) > CI (0.41) > MSR<sub>705</sub> (0.37) > DVI (0.36), 剩余植被指数与净光合速率相关系数未通过显著性检验。

### 2.3 $P_n$ 、 $T_r$ 与原始光谱波段相关性分析

图 3 为净光合速率、蒸腾速率与原始光谱反射率的相关系数图, 除 400~420 nm 波段范围净光合速率、蒸腾速率与原始光谱反射率为正相关外, 其余波段均为负相关, 且净光合速率、蒸腾速率相关系数图趋势极为相似, 净光合速率的敏感波段均大体在 450~725 nm 内, 其中 460 nm 处为净光合速率相关系数绝对值最大值 (0.46), 根据相关系数大小与显著性原则, 筛选出了 54 个与净光合速率指标显著相关 ( $P < 0.05$ ) 的原始光谱指标, 作为偏最小二乘法与随机森林模型的自变量, 筛选指标分别为: 435、450、460、475、495~550、560、590~725、990~1 030 nm。

蒸腾速率除 400~430 nm 与 1 015~1 035 nm 外均为敏感波段, 475 nm 为蒸腾速率相关系数绝对值最大值 (0.61), 根据相关系数大小与显著性原则, 筛选出

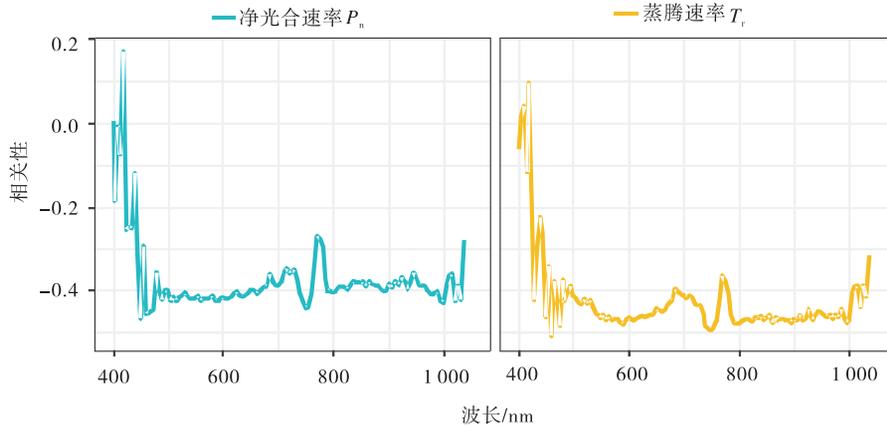


图 3 原始光谱相关系数图

Fig. 3 Original Spectral Correlation Coefficient Plot

### 2.4 偏最小二乘法回归模型

由于自变量与因变量之间的量纲与数值都是不同的, 将净光合速率、蒸腾速率与筛选的光谱指标进行标准化处理, 利用 R 语言 plsVarSel (Variable selection in Partial Least Squares) 偏最小二乘函数包建立净光合速率与蒸腾速率含量的光谱估测模型, 结果见图 4。在建立偏最小二乘法模型前, 需要确定最优主成分数量, 这就不仅需要保证主成分解释率与因变量解释率较高, 还需保证模型的预测平方和最小, 笔者

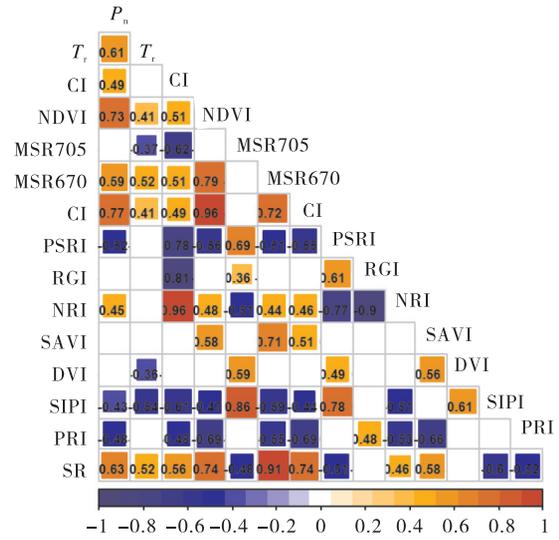


图 2 Person 相关性矩阵

Fig. 2 Person correlation matrix

注: 图中纵横交叉处为两种指标之间的相关系数, 冷色系为负相关暖色系为正相关, 随颜色加深相关系数变大, 空白处代表两种指标相关系数未通过显著性检验 ( $P > 0.05$ )。

了 115 个与净光合速率指标显著相关 ( $P < 0.05$ ) 的原始光谱波段, 作为偏最小二乘法与随机森林模型的自变量, 筛选指标分别为: 435~440、450nm~1 010 nm。

以 14 个主成分作为预检模型, 结果发现当主成分取值为 4 时, 可以保证解释率较高和预测平方和较小的条件。当主成分取值为 4 时, 净光合速率主成分累积解释率为 92.8%, 蒸腾速率主成分累积解释率为 93.3% (图 4-A); 当主成分取值为 4 时, 对因变量净光合速率与蒸腾速率的解释率分别为 75.24% 与 73.43% (图 4-B); 当主成分取值为 4 时模型预测平方和最小, 净光合速率模型与蒸腾速率模型的预测平方和分别为 18.62 与 23.85 (图 4-C)。选取  $comp_s = 4$  时建立模型。

净光合偏最小二乘法模型:

$$Y = 0.30 \times 435 \text{ nm} - 0.43 \times 450 \text{ nm} - 1.39 \times 460 \text{ nm} \dots + 1.25 \times \text{CI} - 0.85 \times \text{NDVI} \quad (R^2 = 0.95, \text{RMSE} = 0.1)$$

蒸腾速率偏最小二乘法模型, :

$$Y = -0.042 \times 435 \text{ nm} - 0.044 \times 440 \text{ nm} - 0.41 \times 450 \text{ nm} \dots + 0.11 \times \text{SR} + 0.11 \times \text{CI} \quad (R^2 = 0.73, \text{RMSE} = 0.5)$$

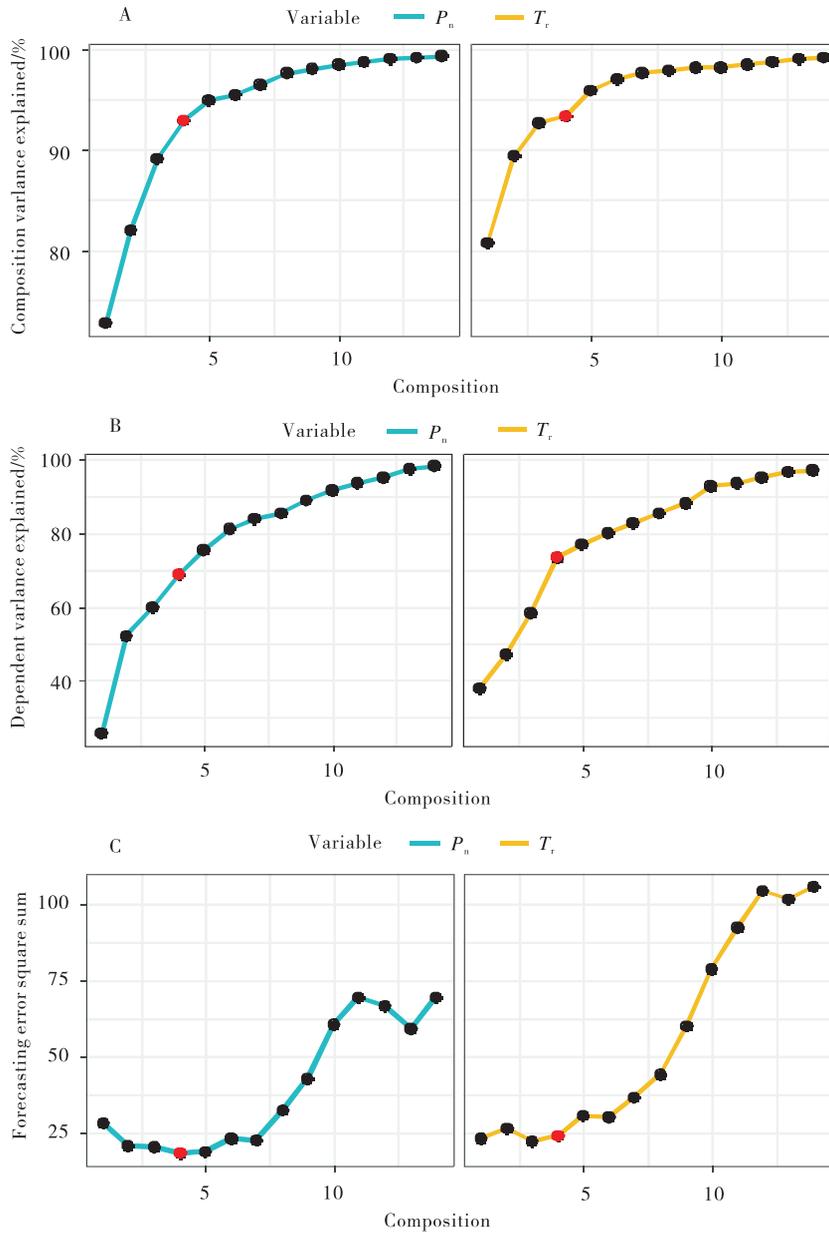


图 4 偏最小二乘法建模结果

Fig. 4 Modeling results of partial least squares method

注:图 A 为各主成分贡献率、图 B 为各主成分下对净光合速率与蒸腾速率的解释率大小、图 C 代表各主成分下预测误差平方和的数值,其中图中红色点为在保证自变量与因变量拥有最高解释率的同时,保持最低的预测平方和的主成分数量。

R 语言 plsVarSel (Variable selection in Partial Least Squares) 偏最小二乘函数包在建立偏最小二乘法模型的同时拥有筛选最佳变量的能力(变量投影重要性 VIP),衡量变量重要性的指标为 VIP 值,选取了 VIP 值大于 1.2 的光谱变量筛选变量,对净光合速率

有影响的光谱指标由大到小为 CI、NDVI、PRI、SR、SAVI、NRI、NDVI<sub>670</sub>、GI、450 nm、RGI 和 PSRI(图 4-A),其中对蒸腾速率有影响的光谱指标由大到小为 SR、MSR<sub>705</sub>、CI、465 nm、495 nm、690 nm、NDVI 和 450 nm(图 5-B)。

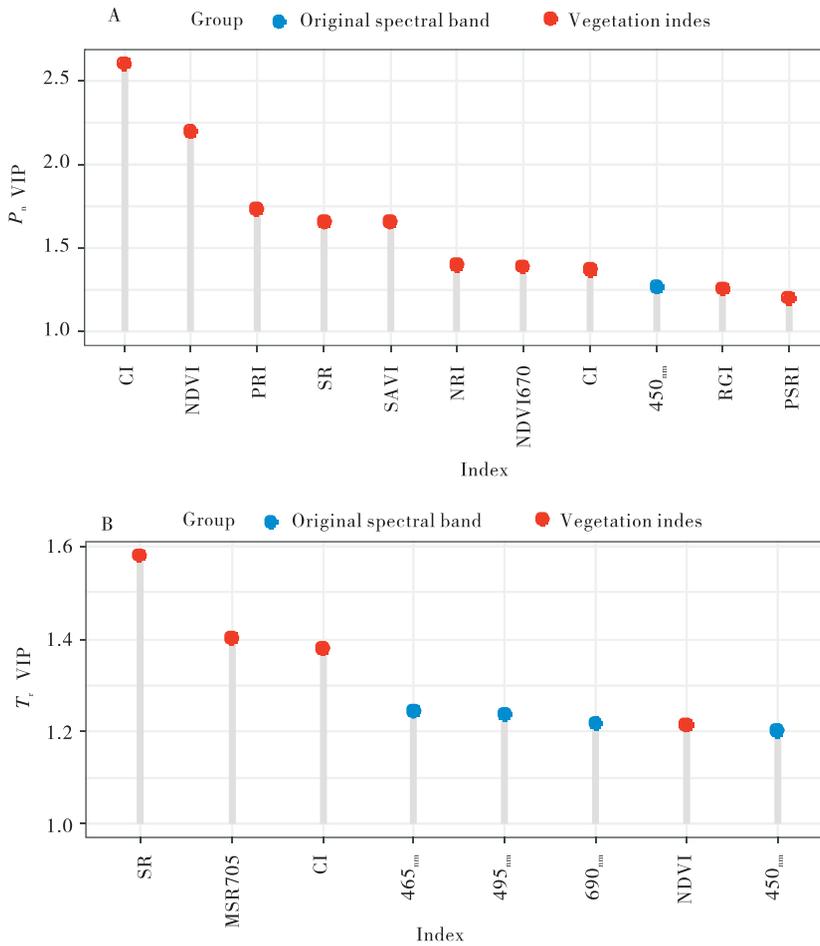


图5 偏最小二乘法建模变量筛选(VIP法)

Fig. 5 Partial Least Squares Modeling Variable Selection (VIP Method)

2.5 模型精度检验

为了进一步验证模型的准确性和稳定性,利用建立的偏最小二乘法模型计算出建模组与检验组的 $P_n$ 与 $T_r$ 的预测值与真实测量值进行线性拟合,计算模型精度与均方根误差,对模型进行评价。由图6可知,净

光合速率检验组实测值与预测值拟合精度 $R^2$ 为0.8273,均方根误差RMSE为3.05,蒸腾速率检验组实测值与预测值拟合精度 $R^2$ 为0.8596,均方根误差RMSE为0.13,净光合速率与蒸腾速率检验组拟合精度均较高, RMSE值均较低,表明利用偏最小二乘法

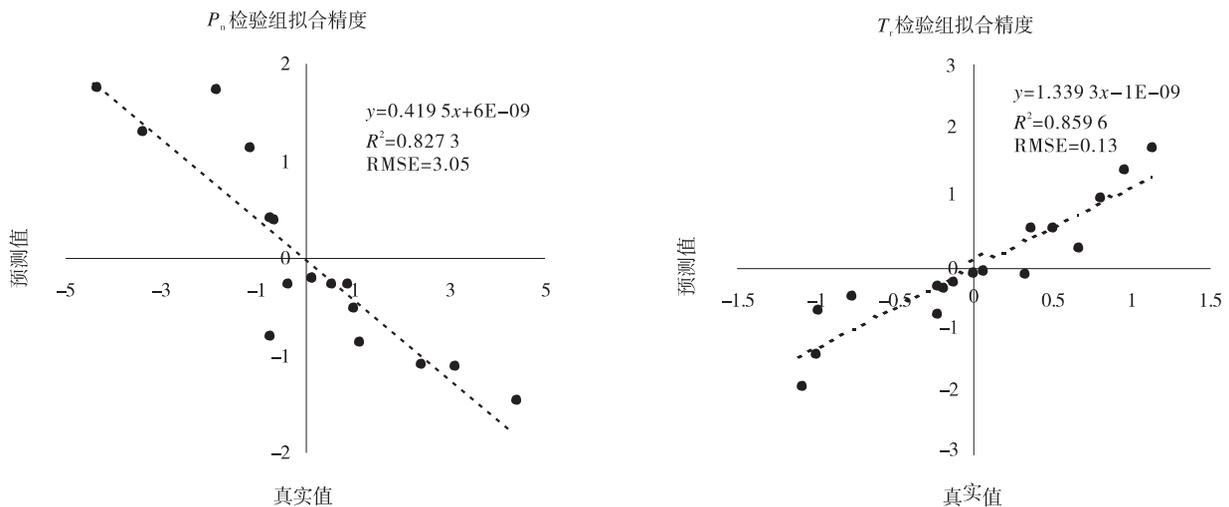


图6 模型检验

Fig. 6 Partial Least Squares Modeling Variable Selection (VIP Method)

模型可以有效的反演草坪草净光合速率与蒸腾速率。

### 3 讨论

试验利用变量投影重要性(VIP)发现植被指数CI、NDVI与PRI是反演净光合速率的重要指标,其中绿度植被指数CI常用于监测植被叶绿素含量,光化学植被指数PRI与叶黄素循环色素的变化有关,这两种植被指数均与叶色素联系密切,以往研究表明叶片叶色素含量直接影响着植被对光能的吸收和转换,如叶绿素a/b值反映了植物对光能利用的程度,类胡萝卜素为光吸收的辅助色素,能够吸收和传递电子<sup>[12]</sup>,因此用以表征叶色素含量的植被指数反演叶片净光合速率早有研究,如刘聪等<sup>[2]</sup>发现叶绿素植被指数CI的模型可适用于不同品种的水稻叶片净光合速率统一反演;另外光化学植被指数PRI是将光学遥感数据与光合状况和生态系统功能联系起来的重要植被指数<sup>[13-14]</sup>。PRI通过跟踪叶黄素循环色素的变化,与光系统II(PSII)效率相联系,已成功地用于评估各种植被类型的光合功能<sup>[15]</sup>,如张晓艳等<sup>[16]</sup>利用光化学植被指数PRI建立的各小麦条锈病净光合速率反演模型,各时期的模型精度也达到了0.68以上。说明以CI、PRI等一系列表征光合色素含量的植被指数可以用于反演植被净光合速率。

蒸腾作用是指植物体内的水分通过体表向外散失的过程,影响植被蒸腾速率的因素有很多,其中气孔开闭、气孔大小尤为重要<sup>[17-18]</sup>,绿光波段、红光波段和近红外光的反射率比值的简单比率(SR)已被发现是冠层吸收的光合有效辐射APAR、光合能力和气孔导度的敏感指标<sup>[18]</sup>,其中红光波段主要是绿叶中叶绿素a和b在红光中强烈吸收(690 nm),而近红外区域(850 nm左右)主要是细胞壁强烈散射(反射和透射),这使得简单比值植被指数SR相较于其他植被指数在反演气孔导度与蒸腾速率方面有着极大的优势,Carter等<sup>[19]</sup>研究也提到发现部分松树叶片的气孔导度与简单比值植被指数SR(701 nm/820 nm)呈显著负相关关系;Myneni<sup>[20]</sup>研究发现简单比值植被指数SR与气孔导度之间有良好的相关关系,试验中反演蒸腾速率的重要指标为SR,主要原因则是植被蒸腾速率与气孔频度、气孔大小有关,而SR在反演气孔导度能力较为突出,因这种高相关关系,使得SR成为反演蒸腾

速率的敏感指标,但叶水势也是影响植物蒸腾速率的主要因素,叶水势的变化在光谱水分敏感波段会有所表现,这使得水分敏感波段反演蒸腾速率成为可能,但由于仪器光谱波段未能包含水分敏感光谱波段,试验中并未考虑水分敏感光谱波段对蒸腾速率的影响,将在今后的研究中进行补充。

### 4 结论

本研究以3个草坪草为研究对象,利用50个冠层采样的高光谱数据,结合草坪草净光合速率与蒸腾速率数据,分析3种草坪草光谱特征,筛选与光合指标显著相关的原始光谱波段与植被指数,以筛选指标为自变量,光合指标为因变量,构建光合指标偏最小二乘法估算模型,并利用模型中变量投影重要性VIP值筛选重要光谱波段与植被指数,探寻敏感波段得出了以下结论:

1) 原始光谱与光合参数具有高相关性的波段大体分布于蓝光波段(430~460 nm)红光波段(590~725 nm)与近红外波段(990~1 030 nm);

2) 光合参数偏最小二乘法反演模型拟合精度较好,其中净光合速率偏最小二乘法模型因变量方差解释率为75.24%,模型拟合精度 $R^2$ 为0.95,均方根误差RMSE为0.1,蒸腾速率偏最小二乘法模型因变量方差解释率为73.43%,模型拟合精度 $R^2$ 为0.73,均方根误差RMSE为0.5,可满足反演需求;

3) 根据偏最小二乘法中最优指标筛选(VIP法)得出反演净光合速率的最优指标为CI,蒸腾速率最优指标为SR。

以上试验结果为草坪草净光合速率与蒸腾速率的快速估算提供了理论基础,为草坪草光合指标评估提供更便利的方案。

#### 参考文献:

- [1] 刘怀鹏,安慧君,王冰,等.最大似然识别绿化树种休斯现象规避[J].干旱区研究,2016,33(2):449-454.
- [2] 吕玮,李玉环,毛伟兵,等.基于高光谱的小麦旗叶净光合速率的遥感反演模型的比较研究[J].农业资源与环境学报,2017,34(6):582-586.
- [3] 刘聪,彭漪,方圣辉.基于高光谱数据的水稻叶片净光合速率反演[J].中国农业大学学报,2020,25(1):56-65.
- [4] 邵田田,宋开山,杜嘉,等.基于偏最小二乘法的玉米

- FPAR 高光谱反演模型研究[J]. 地理与地理信息科学, 2012, 28(3): 27-31.
- [5] 刘晓静, 陈国庆, 王良, 等. 基于SOC710VP高光谱成像仪的冬小麦土壤含水率反演模型研究[J]. 灌溉排水学报, 2019, 38(3): 35-42.
- [6] 芦兵, 孙俊, 毛罕平, 等. 高光谱和图像特征相融合的生菜病害识别[J]. 江苏农业学报, 2018, 34(6): 1254-1259.
- [7] 陆伟, 毛罕平. 高光谱技术在作物信息诊断监测中的应用[J]. 安徽农业科学, 2007(6): 1873-1875.
- [8] 纪童, 王波, 杨军银, 等. 基于高光谱的草坪草叶绿素含量模拟估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(8): 2571-2577.
- [9] 沈文颖, 李映雪, 冯伟, 等. 基于因子分析-BP神经网络的小麦叶片白粉病反演模型[J]. 农业工程学报, 2015, 31(22): 183-190.
- [10] Gao J, Meng B, Liang T, *et al.* Modeling alpine grassland forage phosphorus based on hyperspectral remote sensing and a multi-factor machine learning algorithm in the east of Tibetan Plateau, China[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 147: 104-117.
- [11] 宋雪莲, 王志伟, 张文, 等. 冷杉叶片氮含量高光谱反演技术研究[J]. 草原与草坪, 2021, 41(6): 139-147.
- [12] 韩利军, 阳成伟, 欧志英. 类胡萝卜素的生物合成途径及生物学功能研究进展[J]. 生物学杂志, 2002(6): 1-3.
- [13] Gamon J A, Penuelas J, Field C B. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency [J]. Remote Sensing of environment, 1992, 41(1): 35-44.
- [14] Garbulsky M F, Peñuelas J, Gamon J, *et al.* The photochemical reflectance index (PRI) and the remote sensing of leaf, canopy and ecosystem radiation use efficiencies: A review and meta-analysis[J]. Remote sensing of environment, 2011, 115(2): 281-297.
- [15] 刘畅, 孙鹏森, 刘世荣. 植物反射光谱对水分生理变化响应的研究进展[J]. 植物生态学报, 2016, 40(1): 80-91.
- [16] 张晓艳, 侯学会, 王猛, 等. 小麦条锈病胁迫下光合速率与光谱指数关系研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(3): 940-946.
- [17] 吴学蕊, 赵庆霞, 蔡银美, 等. 干旱-复水对构树叶片水势和气孔开闭的影响[J]. 草地学报, 2023, 31(3): 769-776.
- [18] 董泰锋, 蒙继华, 吴炳方. 基于遥感的光合有效辐射吸收比率(FPAR)估算方法综述[J]. 生态学报, 2012, 32(22): 7190-7201.
- [19] Carter G A. Reflectance wavebands and indices for remote estimation of photosynthesis and stomatal conductance in pine canopies [J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 63(1): 61-72.
- [20] Myneni R B, Ganapol B D, Asrar G. Remote sensing of vegetation canopy photosynthetic and stomatal conductance efficiencies [J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 42(3): 217-238.

## Simulation and estimation of photosynthetic parameter of turfgrass based on hyperspectrum

LIU Tong<sup>1</sup>, DU Xiao-cun<sup>2</sup>, JI Tong<sup>3</sup>, JIANG Jia-chang<sup>2\*</sup>

(1. Xi'an Siyuan College, Xi'an 710038, China; 2. Gansu Grassland Technology Promotion General Station, Lanzhou 730010, China; 3. College of Grassland Science, Gansu Agricultural University, Key Laboratory for Grassland Ecosystem, Ministry of Education, Grassland Engineering Laboratory of Gansu Province, Sino-U. S. Centers for Grazing Land Ecosystem Sustainability, Lanzhou 730070, China)

**Abstract:** 【Objective】 The photosynthetic parameters are important physiological indicators for assessing the growth status of turfgrass. It is of great significance for turf maintenance management to explore the simulated estimation of turfgrass photosynthetic parameters based on hyperspectral technology. 【Method】 In this experiment, three commonly used turfgrass species, “Hongxiang tall” fescue (*Festuca arundinacea* cv. Hongxiang), “Bailingniao” pe-

ennial ryegrass (*Lolium perenne* cv. Bailingniao), and “Kentucky” Kentucky bluegrass (*Poa pratensis* cv. Kentucky), were selected as experimental materials. During the vigorous growth period of turfgrass, spectral data of turfgrass canopy, net photosynthetic rate ( $P_n$ ), and transpiration rate ( $T_r$ ) were measured using the SOC710VP imaging spectrometer and the CIRAS-3 portable photosynthesis system. The original spectral bands and vegetation indices significantly correlated with the two photosynthetic parameters were selected through pot experiments. Partial least squares (PLS) regression models were constructed, and the Variable Importance Projection (VIP) method was used to screen important spectral bands and vegetation indices with VIP values  $>1.2$  in the PLS model. 【Result】 1) A total of 54 original spectral bands (435, 450, 460, 475, 490~550, 560~565, 590~725, 990~1000 nm, 1 015~1 030 nm) and 9 vegetation indices (GI, NDVI, NDVI<sub>670</sub>, CI, PSRI, NRI, SIPI, PRI, SR) significantly correlated with  $P_n$  were selected. Among them, the absolute values of correlation coefficients between the original spectral band at 460 nm and the vegetation index CI were 0.46 and 0.77, respectively. A total of 115 original spectral bands (435~440 nm, 450~1 010 nm) and 7 vegetation indices (SIPI, SR, NDVI, NDVI<sub>670</sub>, MSR<sub>705</sub>, CI, DVI) significantly correlated with  $T_r$  were selected. Among them, the original spectral band at 475nm and the vegetation index SIPI had the highest absolute correlation coefficients of 0.61 and 0.54, respectively. 2) The PLS regression model for  $P_n$  had a variance explanation rate of 75.24%, a model fitting accuracy ( $R^2$ ) of 0.95, and a root mean square error (RMSE) of 0.1, while the PLS regression model for  $T_r$  had a variance explanation rate of 73.43%, an  $R^2$  of 0.73, and an RMSE of 0.5, meeting the requirements of inversion. 3) According to the VIP method in the PLS regression, the optimal indicator for estimating  $P_n$  was CI, and the optimal indicator for estimating  $T_r$  was SR. 【Conclusion】 The PLS regression spectral inversion models for the net photosynthetic rate and transpiration rate of turfgrass provide a more convenient solution for the assessment of turfgrass photosynthetic indicators.

**Key words:** hyperspectrum; turfgrass; net photosynthetic rate; transpiration rate; partial least squares model

(责任编辑 靳奇峰)