

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.02.019

基于高光谱成像技术的生菜冠层含水率检测

李红 张凯 陈超 张志洋 刘振鹏

(江苏大学流体机械工程技术研究中心, 镇江 212013)

摘要:为实现作物含水率的无损检测,以6种水分胁迫水平的生菜为研究对象,利用高光谱成像技术和特征波长选取方法对生菜冠层含水率进行检测研究。采用掩模法去除高光谱图像的背景噪声,并对生菜冠层光谱图像进行光强校正。利用标准正态变量变换法(SNV)去除原始平均光谱数据的噪声,采用蒙特卡罗无信息变量消除法(MCUVE)剔除无关变量,结合基于最小绝对收缩和选择算法(LASSO)、连续投影法(SPA)、LASSO与SPA算法组合(LASSO-SPA)筛选特征变量,对数据进行降维处理,采用偏最小二乘法(PLS)建立5个生菜冠层含水率检测模型。经对比发现,全光谱中存在很多冗余信息变量和无关变量,采用全光谱建立的PLS模型复杂度最高,且预测能力最差;以MCUVE-LASSO-SPA筛选变量后的PLS模型效果最优,其中建模集相关系数 R_c 和预测集相关系数 R_p 分别为0.8827和0.9015,均方根误差分别为1.0662和0.9287。择优选取MCUVE-LASSO-SPA-PLS模型计算生菜冠层每个像素点的干基含水率,生成可视化分布图,实现了生菜冠层叶片干基含水率可视化检测。本研究可为生菜冠层含水率快速无损检测提供参考。

关键词:生菜;含水率;高光谱成像;无损检测;光强校正;特征选择

中图分类号: S636.2; TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)02-0211-07

OSID:



Detection of Moisture Content in Lettuce Canopy Based on Hyperspectral Imaging Technique

LI Hong ZHANG Kai CHEN Chao ZHANG Zhiyang LIU Zhenpeng

(Research Center of Fluid Machinery Engineering and Technology, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: In order to realize the non-destructive testing of crop moisture content, taking lettuces of six water stress levels as experimental objects, the canopy moisture content of lettuce was detected and studied by using hyperspectral imaging technology and characteristic band selection method. Firstly, by analyzing the spectral reflectance of the canopy leaves and the background area, there were significant differences in spectral reflectance at 810.0 nm and 710.7 nm wavelengths, respectively. Therefore, the images of these two wavelengths were used to construct the mask image, which was used to mask the original hyperspectral image to remove background information. Secondly, spectral normalization was used to correct the light intensity of lettuce canopy. Thirdly, the standard normal variable (SNV) was used to preprocess the original spectral curve to eliminate the influence of scattering caused by particles on the sample surface. Fourthly, the irrelevant information was eliminated by Monte Carlo uninformative variable elimination (MCUVE), and then the least absolute shrinkage and selection operator (LASSO), successive projections algorithm (SPA), the least absolute shrinkage and selection operator coupled with successive projections algorithm (LASSO-SPA) were used to extract the characteristic wavelengths for data dimensionality reduction. Combing partial least squares (PLS), five lettuce canopy moisture content detection models were established. The results showed that the PLS model established by the full spectrum had the highest complexity and the worst predictive ability, because there were many redundant information variables and irrelevant variables in the full spectrum. The effect of PLS model with input variables screened by MCUVE-LASSO-SPA was the best. At this time, the correlation coefficients (R) of the modeling set and prediction set were 0.8827 and 0.9015, and the root mean square error (RMSE) were 1.0662 and 0.9287, respectively. The MCUVE-LASSO-SPA-PLS model was

收稿日期: 2020-09-25 修回日期: 2020-12-01

基金项目: 江苏省农业科技自主创新资金项目(CX(19)2040)和国家自然科学基金重点项目(51939005)

作者简介: 李红(1967—),女,研究员,博士生导师,主要从事农业精准灌溉技术研究,E-mail: hli@ujs.edu.cn

selected to calculate the dry basis moisture content of each pixel of the lettuce canopy, and a visual distribution map was generated to realize the visual detection of the dry basis moisture content of the lettuce canopy leaves. The research results provided a reference for the rapid non-destructive detection of lettuce canopy moisture content.

Key words: lettuce; moisture content; hyperspectral imaging; non-destructive detection; intensity correction; feature selection

0 引言

生菜是典型的叶菜类蔬菜,其生长期需水量大,水分直接影响生菜的长势、品质和产量^[1]。因此,快速、准确测定生菜的含水率对实时监测生菜植株长势具有重要意义。近年来,光谱分析技术作为一种间接分析方法已广泛应用于作物生理信息的定量检测,具有快速、无损的优点,弥补了传统检测方法破坏样本的不足^[2-3]。但光谱技术无法体现整个视场区域的光谱分布,且易受背景噪声影响^[4]。高光谱成像技术兼具光谱分析技术和机器视觉技术的优势,在农业^[5]、医学^[6]、食品^[7]等领域中得到了广泛应用。

近年来,国内外学者利用高光谱成像技术对作物含水率进行了检测研究。文献[8]对玉米幼苗叶片的高光谱图像数据进行降维处理,结合使用支持向量机和粒子群算法建立了预测模型,实现了对玉米叶片含水率的定量预测,预测集相关系数为0.7684。文献[9]提取波长1420 nm光谱图像的纹理特征和灰度特征,并建立偏最小二乘回归(Partial least squares regression, PLSR)模型,实现了对生菜叶片含水率的定量预测,预测集相关系数为0.902。文献[10-11]研究了光谱特征筛选方法和建模方法,先后对生菜叶片和油麦菜叶片的高光谱图像进行分析,并建立了定量预测模型,预测集平均相对误差分别为9.323%和2.95%。上述研究针对单个叶片的光谱数据,采用特征提取算法和建模方法建立了定量预测模型,但冠层光谱易受光照、土壤背景的影响,使高光谱图像噪声非常大,导致基于叶片的水分预测模型不适用于整株冠层水分及分布情况的预测^[12]。因此,对冠层叶片进行定量检测研究非常重要。目前,高光谱成像技术已经应用在玉米苗期冠层^[13]、柑橘冠层^[14]等定量检测中,但对叶菜类冠层含水率的研究却鲜有报道。

本文以莲座期至结球期的生菜为研究对象,获取不同含水率生菜冠层高光谱信息和对应的冠层含水率,采用二值化法和光强校正方法去除光谱图像的噪声,组合使用蒙特卡罗无信息变量消除法(Monte Carlo uninformative variable elimination, MCUVE)、基于最小绝对收缩和选择算法(The least

absolute shrinkage and selection operator, LASSO)、连续投影法(Successive projections algorithm, SPA)3种降维方法筛选特征波长,采用偏最小二乘法(PLS)建立生菜冠层含水率预测模型,并选择最优模型,以期生菜冠层含水率的高光谱快速检测提供一种参考方法。

1 材料与方 法

1.1 试验设计

试验样本选用意大利全年耐抽苔生菜,采用盆栽土培方式培育,于2020年5月20日至7月25日在江苏大学现代农业装备与技术实验室内进行。将3~5颗种子放入每个花盆中培育,待其长到“五叶一心”时,每盆留下一株长势状况相似的幼苗,并充分灌溉。选用6种水分控制处理方式,每种处理为30个盆栽,采用滴箭(SLD109+SLD012型,广州顺绿喷灌设备有限公司)灌水。6种处理^[15-16]分别为:设定计划湿润层为15 cm,保持土壤含水率分别为田间持水量的40%~50%、50%~60%、60%~70%、70%~80%、80%~90%、90%~100%。每天用土壤水分传感器(HM-WSY型,山东恒美科技电子有限公司)测量各处理下的土壤含水率,当土壤含水率达到下限时,灌水至土壤含水率达到上限。

1.2 数据采集

试验采用GaiaField型便捷式高光谱成像系统(四川双利合谱科技有限公司)采集生菜冠层高光谱信息,系统主要由高光谱成像仪(GaiaField Pro-V10E型,内置推扫)、成像镜头(HSIA-OLE23型)、校正白板(HSIA-CT-250*280型)、专用测试架(HSIA-TP-L型,包含均匀光源)和数据采集软件(SpecView)组成,如图1所示。成像仪的标称光谱范围为400~1000 nm(实际为391.6~1018 nm),光谱分辨率为2.8 nm,设176个光谱通道数。

为了减小自然光的影响,在昏暗的环境中进行试验,将镜头与冠层顶部距离设置为75 cm,曝光时间设置为2.5 ms^[17]。为消除光照强度和相机内暗电流噪声对光谱图像质量的影响,对光谱数据进行黑白校准^[18]。在试验条件下,获取标准白板的高光谱图像数据 W 。盖上CCD相机镜头,获取黑板的高光谱图像数据 B ,原始图像校正公式为

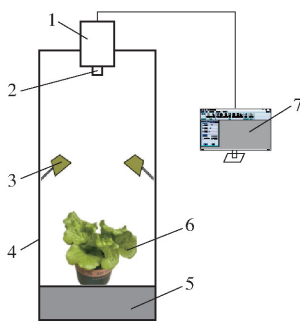


图 1 高光谱成像系统

Fig. 1 Hyperspectral imaging system

1. 高光谱成像仪 2. 镜头 3. 光源 4. 专用测试架 5. 载物台
6. 生菜样本 7. 监视器

$$R = \frac{I - B}{W - B} \quad (1)$$

式中 I ——生菜冠层原始光谱数据

R ——校正后的生菜冠层光谱数据

使用 Matlab R2018a 软件, 校正光谱图像、处理分析光谱数据。

1.3 冠层干基含水率测定

采用干燥法测定冠层含水率, 去根取出生菜叶片称其鲜质量 m_1 。先在恒温 105℃ 干燥箱下杀青 30 min, 然后调至 80℃ 干燥至恒质量, 并测其干质量 m_2 。冠层样本的干基含水率 w ^[19] 计算公式为

$$w = \frac{m_1 - m_2}{m_2} \quad (2)$$

1.4 特征波长筛选

由于高光谱数据维数较高, 且有大量的冗余数据, 需要去除无关信息, 提取特征波长。本文采用蒙特卡罗无信息变量消除法 (MCUVE) 去除无关数据, 并结合使用连续投影法 (SPA)、基于最小绝对收缩和选择算法 (LASSO) 筛选波长。

1.4.1 蒙特卡罗无信息变量消除法

蒙特卡罗无信息变量消除法^[20] (MCUVE) 是蒙特卡罗采样和无信息变量消除法的结合, 其变量重要性衡量依据依然是回归系数的稳定性值, 通过设定阈值, 去除稳定性小于阈值的波长。该算法步骤如下:

(1) 采用蒙特卡罗法采样 r 次, 将样本集 $X_{r \times p}$ 按照一定比例随机分成建模集与预测集, 然后基于建模集建立 r 个 PLS 模型, 得到回归系数矩阵 $\alpha_{r \times p}$ 。

(2) 计算 $\alpha_{r \times p}$ 中每一列的平均值和标准偏差的商 C_i 作为稳定性值, $i = 1, 2, \dots, p$ 。

(3) 将变量稳定性的绝对值从大到小排列, 采用 PLS 前向加法模型, 分别求预测集的均方根误差 (RMSEP), 选取当 RMSEP 最小时, 最后加入变量的稳定性作为阈值, 去除稳定性小于阈值的变量, 保留其余变量。

1.4.2 基于最小绝对收缩和选择算法

基于最小绝对收缩和选择算法^[21] (LASSO) 是一种压缩估计。它是在最小二乘法的基础上增加 L_1 范数作为惩罚项, 将回归系数绝对值之和设置小于某个固定值, 使残差平方和最小化。LASSO 估计式为

$$\hat{\beta}(a) = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} (\|Y - X\beta\|_2^2/n + a \|\beta\|_1) \quad (a \geq 0) \quad (3)$$

式中 X —— $n \times q$ 自变量矩阵

Y —— $n \times 1$ 响应变量

β —— $q \times 1$ 参数向量

a ——惩罚参数

$\hat{\beta}(a)$ ——收缩最小二乘估计

使用 LASSO 估计时, 通过调整 a , 可以使一些变量的系数为 0, 达到变量选择的效果。

1.4.3 连续投影法

连续投影法^[22] (SPA) 是一种前向特征变量选择方法, 通过向量的投影分析, 使选择的光谱变量间共线性最小, 冗余信息最少。该算法首先选择一个波长 $k(0)$, 计算其他波长的投影向量, 挑选投影向量最大的光谱波长加入变量集, 将投影向量与剩余波长进行组合, 一直循环选取波长, 直至结束。基于变量集的波长分别建立前向 PLS 模型, 最小的 RMSECV 所对应的变量集为最优选择。

2 结果与分析

2.1 冠层干基含水率统计

剔除 18 个破损样本, 剩余 162 个样本作为总样本, 样本的干基含水率为 8.523 4 ~ 20.798 3, 平均值为 15.330 8, 标准差为 2.243 1。根据含量梯度法^[23] 将样本按 3:1 划分为建模集和预测集, 122 个样本为建模集, 40 个样本为预测集, 划分结果如表 1 所示。此种划分方法使得预测集样本的含水率均在建模集样本含水率范围之内, 且样本含水率分布更为均匀。

表 1 样本干基含水率及样本集划分结果

Tab. 1 Dry basis moisture content of samples and results of sample sets partition

数据集	样本量	干基含水率			
		最大值	最小值	平均值	标准差
总样本	162	20.798 3	8.523 4	15.330 8	2.243 1
建模集	122	20.798 3	8.523 4	15.318 5	2.277 7
预测集	40	20.039 1	10.735 8	15.368 3	2.161 9

2.2 冠层图像提取与光强度校正

由于生菜冠层 RGB 图像较暗, 不易观察图像的背景噪声, 对图像进行增强处理, 如图 2a 所示。由

图可见,冠层图像中不止包含生菜样本的图像信息,还存在土壤、花盆以及黑色载物台等背景噪声,这些噪声会影响预测精度,所以需要分割生菜和背景区域。在图2a中选取叶片、阴影叶片和背景的像素点,其反射率曲线如图2b所示,由于背景曲线较复杂,分两步去除背景噪声。在波长400~1000 nm范围内土壤和花盆背景的反射率比叶片的低,在波长810.0 nm处,设分割阈值为反射率0.25,得到该波长的二值化图像。在波长710.7 nm处,黑色载物台的反射率明显比样本的低,设分割阈值为反射率0.15,得到二值化图像。将2幅二值化图像点乘得到最终的二值化图像,并用此图像对生菜冠层高光谱图像进行掩模来消除背景噪声。

在同一均匀光源下,由于生菜叶片角度不一,会产生部分过曝叶片和阴影叶片,本文采用光强校正方法^[24],以分割后的生菜冠层区域为研究对象,计算区域内所有像素点在各波段下的平均反射率 I_m ,

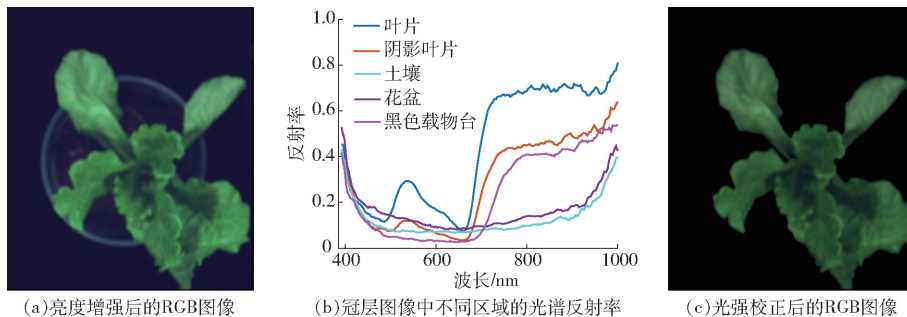


图2 生菜冠层图像处理系列图

Fig. 2 Image processing series of lettuce canopy

2.3 数据预处理

采集高光谱图像数据时,仪器噪声和随机噪声会导致生菜冠层样本的原始光谱曲线中存在无关信息,影响含水率定量预测模型的精度,因此需要光谱预处理。标准正态变量变换^[25](SNV)可以消除样

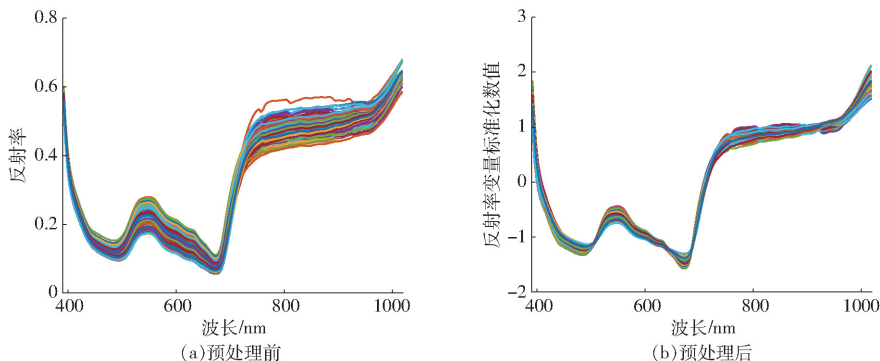


图3 SNV处理前后的光谱图

Fig. 3 Spectra before and after SNV pretreatment

2.4 冠层高光谱数据的降维处理

2.4.1 基于MCUVE消除无关变量

用MCUVE对176个光谱变量剔除无关信息变

计算公式为

$$I_m(\lambda) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I(\lambda, i) \quad (4)$$

式中 N ——分割后生菜冠层内的总像素点数

$I(\lambda, i)$ ——生菜冠层区域内第 i 个像素点在波长 λ 处的反射率

将各像素点进行光谱归一化,保证数据处于同一范围内,再校正各像素点的光谱反射率,其计算公式为

$$I_c(x, y, \lambda) = \frac{I(x, y, \lambda)}{\max_{\lambda}(I(x, y, \lambda))} \quad (5)$$

式中 $I(x, y, \lambda)$ ——坐标 (x, y) 像素点在波长 λ 处的反射率

$I_c(x, y, \lambda)$ ——光强校正后的光谱反射率

图2c为生菜冠层高光谱曲线校正后的RGB图像,与图2a对比可以看出,较亮的部分亮度降低,较暗的部分亮度增大,该方法改善了生菜冠层高光谱图像光照不均的问题。

本颗粒尺寸及分布不均匀造成的散射影响。以校正后的生菜冠层光谱数据的平均光谱作为一株生菜样本的光谱数据,采用SNV变换方法对每个样本的光谱数据进行预处理,处理后的曲线如图3b所示,预处理后的曲线变得更加光滑。

量,在此过程采用蒙特卡罗法采样1000次,每次抽取120个样本建立PLS模型,变量的稳定性指标如图4a所示。将变量稳定性指标绝对值从大到小排

序,抽取 120 个样本建立 PLS 前向加法模型,42 个样本作为预测集,预测均方差变化如图 4b 所示,当

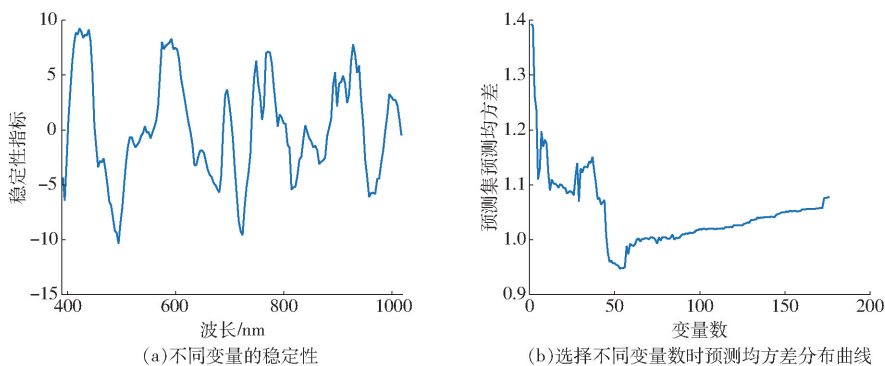
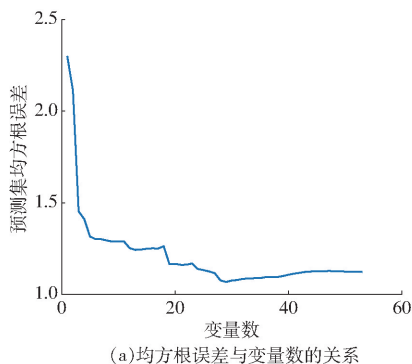


图4 MCUVE 波长筛选过程

Fig. 4 MCUVE wavelength screening process

2.4.2 基于 MCUVE - LASSO 提取特征波长

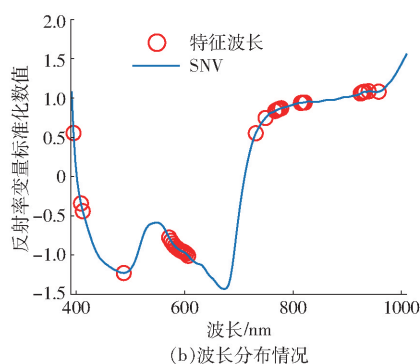
采用 LASSO 对经 MCUVE 选择后的 53 个变量进行变量筛选,压缩无关变量为 0,压缩后得到 23 个波长。在运行 LASSO 算法程序时,参数 α 通过 10 倍交叉验证确定,当 α 为 0.001 1 时,均方误差达到最小,为 1.266 7。筛选出的特征波长为 395.0、408.7、425.8、439.5、442.9、487.7、494.6、501.6、571.4、581.9、585.4、596.0、716.9、727.7、731.3、767.3、771.0、821.8、924.8、939.6、958.2、965.7、969.4 nm。



(a) 均方根误差与变量数的关系

2.4.3 基于 MCUVE - SPA 和 MCUVE - LASSO - SPA 提取特征波长

采用 SPA 算法对经 MCUVE 选择后的 53 个光谱变量进行筛选,消除剩余变量间的共线性,筛选结果如图 5 所示。由图 5a 可知,在选择 29 个变量之前,随着筛选波长数的增加,均方根误差逐渐减小,当变量数达到 29 时,达到最小,为 1.067 7,之后缓慢增加。图 5b 为使用 SPA 算法筛选波长结果在全谱中的分布情况。



(b) 波长分布情况

图5 SPA 筛选过程

Fig. 5 SPA screening process

基于 MCUVE - LASSO 算法筛选后的部分变量分布较密集,存在一定的共线性,使用 SPA 算法再次压缩变量,消除冗余信息,均方根误差变化趋势和 MCUVE - SPA 算法的基本一致,当变量数达到 14 时,达到最小,为 1.066 2。筛选出的特征波长为 395.0、408.7、487.7、571.4、581.9、585.4、596.0、731.3、767.3、771.0、821.8、924.8、939.6、958.2 nm。

2.5 建模结果与分析

将生菜冠层光谱数据和干基含水率作为输入值,采用 PLS 对不同方法选择的特征变量建模,选择 7 个主成分,建立干基含水率预测模型,以建模集相关系数 (R_c)、交叉验证均方根误差 (RMSECV)、

预测集相关系数 (R_p) 和预测集均方根误差 (RMSEP) 为评价标准,结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出,用经 SNV 处理后的全光谱数据建立 PLS 模型的预测能力良好,但包含 176 个波长,数据量大,计算较为复杂。采用 MCUVE 方法去除全光谱中的无关信息变量,建立的 MCUVE - PLS 模型的预测能力优于全光谱的 PLS 模型,其中预测相关系数 R_p 从 0.865 0 提升至 0.898 3,对应的 RMSEP 从 1.078 2 降低至 0.939 3,波长变量数减少至 53 个。MCUVE - LASSO - PLS 模型的相关系数 R_c 相对于 MCUVE - PLS 模型降低了 0.001 5,但波长数量减少至 23 个,因为 LASSO 方法是有偏估计,通过牺牲一些精度来压缩变量,该方法大大压缩了

变量个数,提升了预测速度。MCUVE-SPA-PLS模型的相关系数 R_c 和预测相关系数 R_p 分别提高为0.8823和0.9021,建模均方根误差和预测均方根误差分别降低为1.0677和0.9249,波长变量减少至29个。MCUVE-LASSO-SPA-PLS模型的精度和MCUVE-SPA-PLS相当,所选的波长数量为14个。对比4种模型可知,LASSO方法压缩变量能力

强,但存在一定的冗余信息,精度不高,通过SPA方法筛选变量可以去掉冗余信息,提高模型精度。综合考虑而言,MCUVE-LASSO-SPA-PLS建模变量为14个,比MCUVE-SPA-PLS少了15个,具有更好的应用能力,采用MCUVE-LASSO-SPA-PLS组合筛选变量方法比MCUVE-SPA-PLS组合方法更佳。

表2 不同组合波长筛选方法下的PLS模型结果

Tab.2 PLS modeling results based on different combination wavelength selection methods

模型	变量数	建模集		预测集	
		R_c	RMSECV	R_p	RMSEP
PLS	176	0.8641	1.1417	0.8650	1.0782
MCUVE-PLS	53	0.8690	1.1222	0.8983	0.9393
MCUVE-LASSO-PLS	23	0.8675	1.1283	0.8959	0.9487
MCUVE-SPA-PLS	29	0.8823	1.0677	0.9021	0.9249
MCUVE-LASSO-SPA-PLS	14	0.8827	1.0662	0.9015	0.9287

2.6 冠层干基含水率分布可视化

利用MCUVE-LASSO-SPA-PLS模型估算生菜冠层每个像素点的干基含水率,运用伪彩图处理技术生成干基含水率分布图,不同颜色和深浅程度代表不同含水率,白色区域为背景,结果如图6所示。由图6可知,叶脉部分含水率高,主要为红色,叶边含水率低,主要为深蓝色。图6a中,干基含水率为11.5092的生菜冠层主要为蓝色和蓝绿色,干基含水率集中在8~16,均值为12.1158,与实际均值相差0.6066,小于RMSEP。图6b中,干基含水率为16.3860的生菜冠层主要为绿色,干基含水率集中在12~21,均值为16.8392,与实际均值相差0.4532。图6b的含水率比图6a中的高,与实际检测值相符合。利用干基含水率可视化分布图有助于在线查看整株生菜水分分布情况。

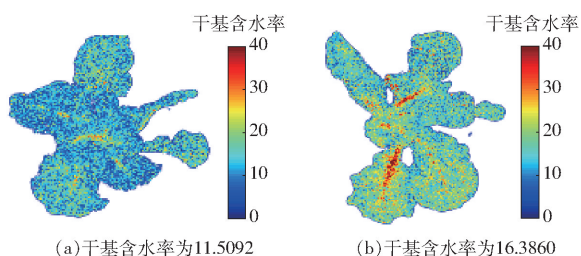


图6 生菜冠层干基含水率分布图

Fig.6 Moisture content distribution of lettuce canopy dry base

为验证可视化预测结果的可靠性,提取生菜冠层中不同部位且面积较大的叶片,共提取8片叶片,分别对其干基含水率均值与其对应图像区域的预测均值作对比分析,结果如表3所示。由表3可知,干基含水率的参考均值与预测均值有较高的一致性,预测均方根误差为0.8389,小于RMSEP,说明可视化结果可靠。

表3 生菜不同部位叶片的干基含水率均值及对比结果

Tab.3 Mean value and comparison results of dry basis moisture in different parts of lettuce leaves

样本序号	参考均值	预测均值	预测均方根误差
1	16.9259	16.4744	
2	16.8383	16.8050	
3	16.3905	15.1474	
4	17.4123	16.3302	
5	14.9434	15.5573	0.8389
6	15.7029	15.6233	
7	15.7636	17.2600	
8	16.0105	15.7166	

3 结论

(1)对获取的生菜冠层高光谱图像进行了黑白标定,利用810.0、710.7 nm波长处的图像构建二值化图像,利用掩模消除高光谱图像中的背景噪声,并采用光照强度校正方法改善了生菜冠层由于叶片形状导致光照不均的问题。

(2)采用不同变量筛选方法组合提取生菜冠层高光谱的特征波长,结合PLS共建立了5个生菜冠层含水率检测模型。经对比发现,采用特征波长建立的PLS模型的预测能力高于基于全波段的PLS模型预测能力,而且模型复杂度降低。

(3)以MCUVE-LASSO-SPA选择的特征波长建立的PLS模型最优,该模型提取的特征变量数最少,且预测能力与MCUVE-SPA-PLS模型相当,模型的预测集相关系数 R_p 为0.9015,均方根误差为0.9287。利用MCUVE-LASSO-SPA-PLS模型计算生菜冠层每个像素点的干基含水率,实现了生菜冠层含水率的可视化检测。

参 考 文 献

- [1] 毛罕平,高洪燕,张晓东.生菜叶片含水率光谱特征模型研究[J].农业机械学报,2011,42(5):166-170.
MAO Hanping, GAO Hongyan, ZHANG Xiaodong. Spectral characteristics model of lettuce leaves water content [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(5): 166-170. (in Chinese)
- [2] 张银杰,王磊,白由路,等.基于高光谱分析的玉米叶片氮含量分层诊断研究[J].光谱学与光谱分析,2019,39(9):2829-2835.
ZHANG Yinjie, WANG Lei, BAI Youlu, et al. Nitrogen nutrition diagnostic based on hyperspectral analysis about different layers leaves in maize[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(9): 2829-2835. (in Chinese)
- [3] 郑一力,赵燕东,董玮,等.竹叶片氮含量高光谱估测方法对比研究[J/OL].农业机械学报,2018,49(增刊):393-400.
ZHENG Yili, ZHAO Yandong, DONG Wei, et al. Comparison on hyperspectral estimation method of nitrogen content in bamboo leaf[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.): 393-400. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2018s053&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.S0.053. (in Chinese)
- [4] 孙红,刘宁,吴莉,等.高光谱成像的马铃薯叶片含水率分布可视化[J].光谱学与光谱分析,2019,39(3):910-916.
SUN Hong, LIU Ning, WU Li, et al. Visualization of water content distribution in potato leaves based on hyperspectral image [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(3): 910-916. (in Chinese)
- [5] 张晓东,苏辰,段梦杰.基于近红外光谱岭回归的甜椒氮素检测试验[J].排灌机械工程学报,2019,37(1):86-92.
ZHANG Xiaodong, SU Chen, DUAN Mengjie. Experiment on sweet pepper nitrogen detection based on near-infrared reflectivity spectral ridge regression[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2019, 37(1): 86-92. (in Chinese)
- [6] 刘立新,李梦珠,赵志刚,等.高光谱成像技术在生物医学中的应用进展[J].中国激光,2018,45(2):214-223.
LIU Lixin, LI Mengzhu, ZHAO Zhigang, et al. Recent advances of hyperspectral imaging application in biomedicine [J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45(2): 214-223. (in Chinese)
- [7] 孙宗保,王天真,李君奎,等.高光谱成像的牛肉丸掺假检测[J].光谱学与光谱分析,2020,40(7):2208-2214.
SUN Zongbao, WANG Tianzhen, LI Junkui, et al. Detecting adulterated beef meatball using hyperspectral imaging technology [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(7): 2208-2214. (in Chinese)
- [8] YANG G, JUN W Q, YAN L M, et al. Prediction of leaf water content in maize seedlings based on hyperspectral information [J]. IFAC PapersOnLine, 2019, 52(30):263-269.
- [9] 张晓东,毛罕平,周莹,等.基于高光谱成像技术的生菜叶片水分检测研究[J].安徽农业科学,2011,39(33):20329-20331,20714.
ZHANG Xiaodong, MAO Hanping, ZHOU Ying, et al. Study on detection of moisture content in lettuce leaves based on hyperspectral imaging technology[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2011, 39(33): 20329-20331, 20714. (in Chinese)
- [10] 孙俊,武小红,张晓东,等.基于高光谱图像的生菜叶片水分预测研究[J].光谱学与光谱分析,2013,33(2):522-526.
SUN Jun, WU Xiaohong, ZHANG Xiaodong, et al. Research on lettuce leaves' moisture prediction based on hyperspectral images [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(2): 522-526. (in Chinese)
- [11] 孙俊,丛孙丽,毛罕平,等.基于高光谱的油麦菜叶片水分 CARS-ABC-SVR 预测模型[J].农业工程学报,2017,33(5):178-184.
SUN Jun, CONG Sunli, MAO Hanping, et al. CARS-ABC-SVR model for predicting leaf moisture of leaf-used lettuce based on hyperspectral [J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(5): 178-184. (in Chinese)
- [12] 张德荣,方慧,何勇.可见/近红外光谱图像在作物病害检测中的应用[J].光谱学与光谱分析,2019,39(6):1748-1756.
ZHANG Derong, FANG Hui, HE Yong. Research of crop disease based on visible/near infrared spectral image technology [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(6): 1748-1756. (in Chinese)
- [13] 王树文,赵珊,张长利,等.基于成像光谱技术的寒地玉米苗期冠层氮含量预测模型[J].农业工程学报,2016,32(13):149-154.
WANG Shuwen, ZHAO Shan, ZHANG Changli, et al. Forecasting model for nitrogen content of maize canopy during seedling stage in cold region based on imaging spectral technique [J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(13): 149-154. (in Chinese)
- [14] 王巧男,叶旭君,李金梦,等.基于双波段植被指数(TBVI)的柑橘冠层含氮量预测及可视化研究[J].光谱学与光谱分析,2015,35(3):715-718.
WANG Qiaonan, YE Xujun, LI Jinmeng, et al. Estimation and visualization of nitrogen content in citrus canopy based on two band vegetation index (TBVI) [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(3): 715-718. (in Chinese)
- [15] 裴芸,别之龙.塑料大棚中不同灌水量上限对生菜生长、品质及生理特性的影响[J].农业工程学报,2007,23(9):176-180.
PEI Yun, BIE Zhilong. Effects of different irrigation maxima on the growth, quality and physiological characteristics of lettuce in plastic greenhouse [J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(9): 176-180. (in Chinese)
- [16] 裴芸,别之龙.塑料大棚中不同灌水量下限对生菜生长和生理特性的影响[J].农业工程学报,2008,24(9):207-211.
PEI Yun, BIE Zhilong. Effects of different irrigation minima on the growth and physiological characteristics of lettuce under plastic greenhouse [J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(9): 207-211. (in Chinese)
- [17] 邵园园,王永贤,玄冠涛,等.高光谱成像的猕猴桃货架期快速预测[J].光谱学与光谱分析,2020,40(6):1940-1946.
SHAO Yuanyuan, WANG Yongxian, XUAN Guantao, et al. Hyperspectral imaging technique for estimating the shelf-life of kiwifruits [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(6): 1940-1946. (in Chinese)

- [16] VLADIMIR Z. The impact of magnetic water treatment on salt distribution in a large unsaturated soil column[J]. *International Soil and Water Conservation Research*, 2017, 5(4): 253–257.
- [17] 王全九, 许紫月, 单鱼洋, 等. 磁化微咸水矿化度对土壤水盐运移的影响[J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(7): 198–206.
WANG Quanjiu, XU Ziyue, SHAN Yuyang, et al. Effect of magnetized brackish water salinity on soil water and salt movement [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(7): 198–206. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170725&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.07.025. (in Chinese)
- [18] 王全九, 解江博, 张继红, 等. 磁场强度对磁化水入渗和土壤水盐运移特征的影响[J/OL]. *农业机械学报*, 2020, 51(2): 292–298.
WANG Quanjiu, XIE Jiangbo, ZHANG Jihong, et al. Effects of magnetic field strength on magnetized water infiltration and soil water and salt movement[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(2): 292–298. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2002032&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.032. (in Chinese)
- [19] WANG Q J, HORTON R, SHAO M A. Horizontal infiltration method for determining Brooks – Corey model parameters[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2002, 66(6): 1733–1739.
- [20] WANG Q J, SHAO M A, HORTON R. A simple method for estimating water diffusivity of unsaturated soils[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2004, 68(3): 713–718.
- [21] PHILIP J R. The theory of infiltration:1. The infiltration equation and its solution[J]. *Soil Science*, 1957, 83(5): 345–357.
- [22] BROOKS R H, COREY A T. Hydraulic properties of porous media[M]. *Hydrol Pap. 3*. Fort Collins: Colorado State University, 1964.
- [23] 王全九, 孙燕, 宁松瑞, 等. 活化灌溉水对土壤理化性质和作物生长影响途径剖析[J]. *地球科学进展*, 2019, 34(6): 660–670.
WANG Quanjiu, SUN Yan, NING Songrui, et al. Effects of activated irrigation water on soil physicochemical properties and crop growth and analysis of the probable pathway[J]. *Advances in Earth Science*, 2019, 34(6): 660–670. (in Chinese)
- [24] PANG X F. The experimental evidences of the magnetism of water by magnetic-field treatment[J]. *IEEE Transactions on Applied Superconductivity*, 2014, 24(5): 1–6.
- [25] TOLEDO E J L, RAMALHO T C, MAGRIOTIS Z M. Influence of magnetic field on physical-chemical properties of the liquid water: insights from experimental and theoretical models[J]. *Journal of Molecular Structure*, 2008, 888(1–3): 409–415.
- [26] CAI R, YANG H, HE J, et al. The effects of magnetic fields on water molecular hydrogen bonds[J]. *Journal of Molecular Structure*, 2009, 938(1–3): 15–19.

(上接第 217 页)

- [18] GOVINDARAJAN K N, LAUREN M G, JEYAMKONDAN S, et al. Visible/near-infrared hyperspectral imaging for beef tenderness prediction[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 64(2): 225–233.
- [19] 张雪威. 基于设施蔬菜营养信息的水肥调控方法及应用研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2019.
ZHANG Xuwei. Study on water and fertilizer regulation method and application based on nutrition information of facility vegetables[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2019. (in Chinese)
- [20] QING J H, HAI L W, CHEN B C, et al. An ensemble of Monte Carlo uninformative variable elimination for wavelength selection[J]. *Analytica Chimica Acta*, 2008, 612(2): 121–125.
- [21] TIBSHIRANI R. Regression shrinkage and selection via the lasso[J]. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 1996, 58(1): 267–288.
- [22] 韩建, 李雨昭, 曹志民, 等. SPA-PLS 的高含水原油近红外光谱含水率分析[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(11): 3452–3458.
HAN Jian, LI Yuzhao, CAO Zhimin, et al. Water content prediction for high water-cut crude oil based on SPA-PLS using near infrared spectroscopy[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(11): 3452–3458. (in Chinese)
- [23] 吴静珠, 王一鸣, 张小超, 等. 近红外光谱分析中定标集样品挑选方法研究[J]. *农业机械学报*, 2006, 37(4): 86–88, 107.
WU Jingzhu, WANG Yiming, ZHANG Xiaochao, et al. Study on algorithms of selection of representative samples for calibration in near infrared spectroscopy analysis[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2006, 37(4): 86–88, 107. (in Chinese)
- [24] 郭志明, 赵春江, 黄文倩, 等. 苹果糖度高光谱图像可视化预测的光强度校正方法[J/OL]. *农业机械学报*, 2015, 46(7): 227–232.
GUO Zhiming, ZHAO Chunjiang, HUANG Wenqian, et al. Intensity correction of visualized prediction for sugar content in apple using hyperspectral imaging[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(7): 227–232. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150733&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.07.033. (in Chinese)
- [25] 第五鹏瑶, 卞慧慧, 王姿方, 等. 光谱预处理方法选择研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(9): 2800–2806.
DIWU Pengyao, BIAN Xihui, WANG Zifang, et al. Study on the selection of spectral preprocessing methods[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(9): 2800–2806. (in Chinese)