

马 玲,杜明华,孟 露,等. 基于高光谱成像技术的番茄叶片叶绿素含量检测[J]. 江苏农业科学,2023,51(13):167-174.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2023.11.024

基于高光谱成像技术的番茄叶片叶绿素含量检测

马 玲,杜明华,孟 露,杨 甜,吴龙国

(宁夏大学农学院,宁夏银川 750001)

摘要:叶绿素是植物生长发育必不可少的色素,可用来衡量植物生长状况,为实现番茄叶片叶绿素含量快速、无损检测,以番茄为试验材料,通过高光谱无损检测方法,对番茄叶片叶绿素含量进行监测。提取出 82 个叶片样本的平均光谱反射率数据(400~1 000 nm),对原始光谱数据分别进行 7 种预处理(平均平滑、高斯滤波、中值滤波、卷积平滑、归一化、基线校准(baseline)、标准正态化(standard normal variation,SNV),建立 PLSR 模型,建模结果显示:SNV 预处理光谱的建模效果最优。用 β 权重系数、无信息变量消除变换法(uninformation variable elimination,UVE)、竞争自适应重加权法(competitive adaptive weighted sampling,CARS)及连续投影算法(successive projection algorithm,SPA)等提取特征波长,并建立了 PLSR 模型,建模结果表明:CARS 法提取特征波长所建立的模型最优,CARS 法提取了 8 个特征波长(732,796,946,953,957,968,983,994 nm)被应用于建立番茄叶片叶绿素定量预测模型。为选出最优的建模方法,使用 MLR、PCR、PLSR 与 SVR 方法分别对 CARS 提取的特征波长进行模型对比,优选出的 MLR 模型用于预测番茄叶绿素含量,最优预测模型 MLR 的相关系数 R_c 、 R_{cv} 分别为 0.830、0.743,均方根误差 $RMSEC$ 、 $RMSECV$ 分别为 2.126、2.365。这可为今后在线监测植物长势提供技术支撑。

关键词:高光谱成像;番茄叶片;叶绿素;无损检测

中图分类号:S641.201 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2023)11-0167-07

番茄(*Lycopersicon esculentum* Mill.)别称西红柿,成熟的果实可食用,口感好,养分足^[1],是我国北部设施种植的主要蔬菜和消费最多的园艺产品之一,也是世界上广泛栽培和使用最多的果菜类蔬菜。氮素是作物生长发育过程中不可缺少的一种养分^[2]。氮是叶绿素、植物素等的重要成分^[3],而植物叶片叶绿素浓度影响着植物光合效果,其含量高低与植株营养状况和发育阶段密切相关,成为评估作物长势以及受胁迫程度的重要指标^[4]。检测叶绿素含量的传统方法存在损坏样本、费时、检测效果低、不能及时反映作物生长状况与受害情况的缺陷^[5]。高光谱成像技术具备了高速、无损、成本低特性,可以直接对植物进行微弱光谱特征的定量分析研究^[6]。国内外诸多学者已经开始利用高

光谱成像技术对作物的水分、叶绿素含量等植物营养元素进行无损监测^[7-9]。学者通过一些高光谱参数,探索了植物的叶绿素、氮素含量等^[10-11]。Sun 等使用高光谱成像技术,对桃子叶绿素浓度进行了监测^[12]。Singh 等采用无损检测技术建立高粱 SPAD 值预测模型^[13]。Madeira 等对四季豆光谱辐射与叶绿素含量之间的关系进行探索研究,指出四季豆叶片叶绿素浓度的无损检测能够通过高光谱成像技术实现^[14]。Annala 等在训练卷积神经网络反演叶绿素浓度的试验中,提出了利用高光谱技术就可以对作物叶绿素含量作出合理评价^[15]。学者也建立了油茶^[16]、冬小麦^[17]、马铃薯^[18]、水稻^[19]等叶绿素含量估测模型。上述研究成果都显示高光谱成像技术已经能够对植物营养元素进行无损测定。但用高光谱成像技术检测番茄叶片叶绿素含量的研究成果较少,本研究以温室番茄作物为试验材料,通过高光谱成像技术,对不同浓度氮素营养液灌溉下的番茄叶片中叶绿素含量进行研究,结合多种光谱和图像处理以及化学计量方法,研究了不同预处理方法和特征波长提取,对比分析了几种建模方法的有效性,优选最佳预测番茄叶片叶绿素含量模型。

收稿日期:2022-08-16

基金项目:宁夏回族自治区重点研发计划(编号:2021BBF02019、2021BBF02024、2022WZYQ0001);宁夏青年科技人才托举工程(编号:TJGC2019065)。

作者简介:马 玲(1997—),女,宁夏海原人,硕士研究生,研究方向为设施蔬菜栽培。E-mail:2248338720@qq.com。

通信作者:吴龙国,博士,讲师,硕士生导师,主要从事设施园艺产品无损检测方面的研究。E-mail:wlg@nxu.edu.cn。

1 材料与方法

1.1 试验材料

供试番茄选用博美 2 号品种,购置于宁夏天缘种业有限公司,共计 50 株番茄幼苗,于 2021 年 7—11 月在宁夏园艺产业园日光温室中进行,采用营养

液培育。本研究设置 10 个施氮水平,每一个施氮水平下,保证其他必需营养元素施用量相同,采用水培方式进行试验。营养液配方为日本园艺营养液^[20](表 1);试验过程中利用 1/2 单位的日本园艺营养液培育番茄植株。共 10 个水培箱,每个水培箱是一个水平处理,每个箱子里面培育 5 株幼苗。

表 1 不同处理营养液的物质浓度

浓度水平	浓度 (mg/L)						
	KNO ₃	NH ₄ H ₂ PO ₄	KH ₂ PO ₄	K ₂ SO ₄	MgSO ₄ · 7H ₂ O	CaCl ₂	Ca(NO ₃) ₂ · 4H ₂ O
0	0	0	272	523	493	444	0
1	101	153	0	610	493	444	0
2	202	153	0	523	493	444	0
4	404	153	0	348	493	444	0
6	607	153	0	174	493	444	0
8	809	153	0	0	493	444	0
10	809	153	0	0	493	333	236
12	809	153	0	0	493	222	472
14	809	153	0	0	493	111	708
16	809	153	0	0	493	0	945

1.2 试验方法

1.2.1 叶绿素含量测定方法 使用便携式叶绿素测定仪 (SPAD - 502Plus, 日本柯尼卡美能达) 对叶片叶绿素含量进行测定。测定时间:上午 09:00—11:00,每株番茄选择 2 张叶片,所选择的样本叶片生长健康,完好无损,直接用叶绿素计测定 SPAD 值,每张叶取 3 个点测定,并记录 SPAD 值,共 82 个样本。

1.2.2 高光谱成像系统与参数设置 可见近红外波段高光谱成像系统(波段范围:400 ~ 1 000 nm),设备型号为 GaiaField - F - V10,四川双利合谱科技有限公司生产,共有 176 个波段,光谱分辨率为 3.8 nm。进行了多次重复测试,以避免环境因素带来的图像像素变低等问题,在 12:00—16:00 时间段进行番茄叶片的采集,并设定了最佳采集参数条件:物距为 360 mm,扫描速度设置为 0.147 cm/s,成像光谱仪曝光时间为 10 ms。

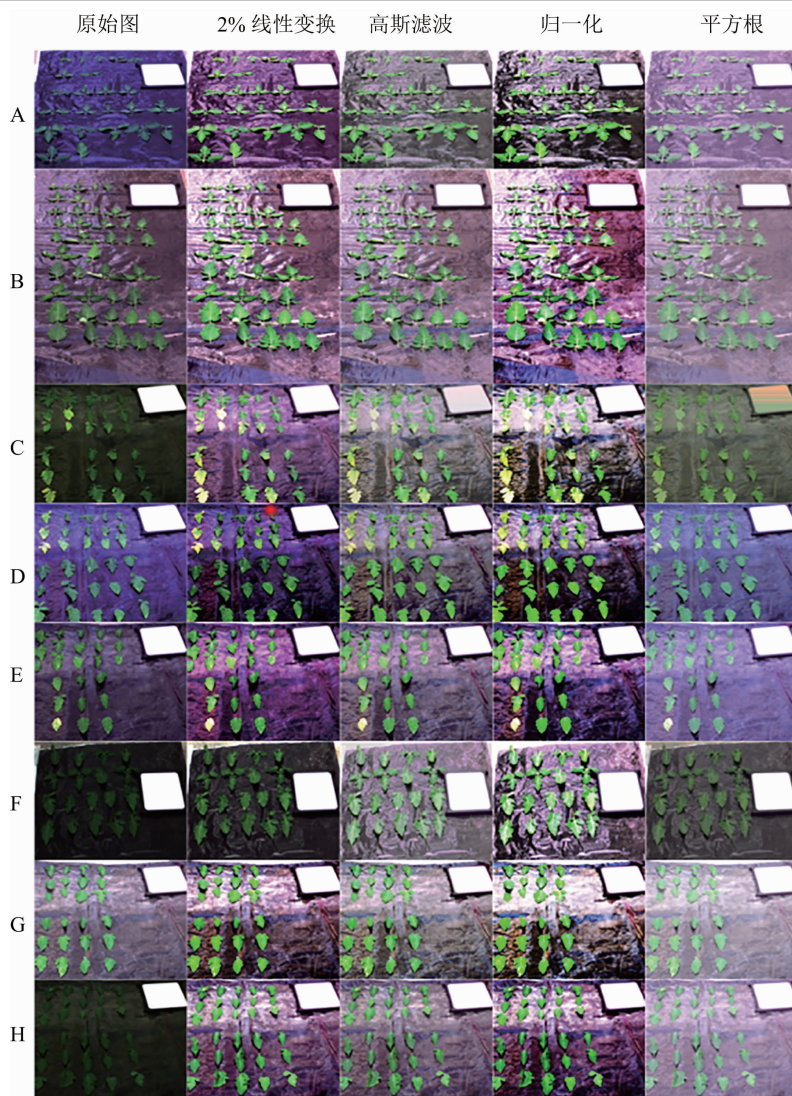
1.2.3 数据分析方法 由于高光谱图像是三维数据,信息量冗余,同时原始光谱存在基线漂移,需对原始光谱进行预处理,为模型构建提供基础。数据分析处理中,用 UnscramblerX 10.4 进行数据预处理和预测模型构建,采用 MatlabR2014a 进行特征光谱获取、图像构建。

常见的光谱预处理:高斯 (GF) 滤波平滑、标准正态变化 (SNV) 等。光谱预处理方法均有减弱因仪器噪音、暗电流、多重共线性以及背景影响因数等使得光谱曲线受到限制的目的^[21-23]。特征光谱信息提取可以在进行降维的同时给予在线应用理论基础。本研究采用权重系数法 (BW)、竞争性自适应重加权算法 (CARS)、无信息变量信息消除法 (UVE)、连续投影算法 (SPA)^[24-25]。在叶片叶绿素的定量模型建立方面,则着重采用了多元线性回归 (MLR)、主成分回归分析 (PCR)、偏最小二乘回归 (PLSR)、支持向量机回归 (SVR) 及人工神经网络 (ANN) 等方式。模型的有效性,由相关系数 (*R*) 和均方根误差 (*RMSE*) 进行综合评价。*R* 值越高、*RMSE* 值越低,所形成的模型的有效性越好^[26-27]。

2 结果与分析

2.1 图像变换

由于在图像采集过程中,会遭遇到外界条件的障碍,使得得到的图像效果差,须对图像进行预处理。通过高光谱成像设备分别对不同处理下的图像进行图像采集,通过 Envi 4.8 软件中的图像变换功能,对原始图像分别进行了归一化、平方根等处理,结果见图 1。



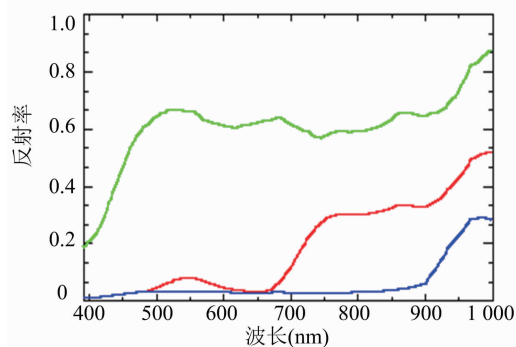
A~H 分别为 0、1、2、4、6、8、10、12 水平浓度下的番茄叶片

图1 番茄叶片高光谱图像变换

由图 1 可知,对比分析不同图像预处理,归一化处理可以很好地与背景分开,且叶片轮廓清晰,所以采用归一化处理后的图像提取特征波长。

2.2 特征提取

采用阈值分割的方法对原始图像进行处理。使用便携式高光谱图像装置对番茄的叶片进行采集,并选用黑色塑料作背景,以方便于后期进行图片提取。通过 Envi 4.8 软件可以提取扫描图片的特征光谱,从而获得叶子的感兴趣区域 (ROI),再通过获取高光谱图片中叶子、白板、背景的特征光谱,进而获取叶片感兴趣区域,最终得到特征曲线图 (图 2)。对比分析叶片、白板、背景的光谱反射率,优选出 800 nm 图像进行阈值分割,并提取叶片光谱。对 800 nm 下的图像进行反复的测试,阈值范围确定为 0.1~0.4,可以得到叶片的完整信息,图像掩模的过



800 nm 下光谱, 绿色曲线为白板, 红色曲线为叶片, 蓝色曲线为背景

图2 特征光谱曲线

程见图 3。

2.3 光谱数据采集

通过 Envi 4.8 软件对掩模后的番茄叶片高光谱图像进行光谱信息提取,得到 10 个施氮水平下的

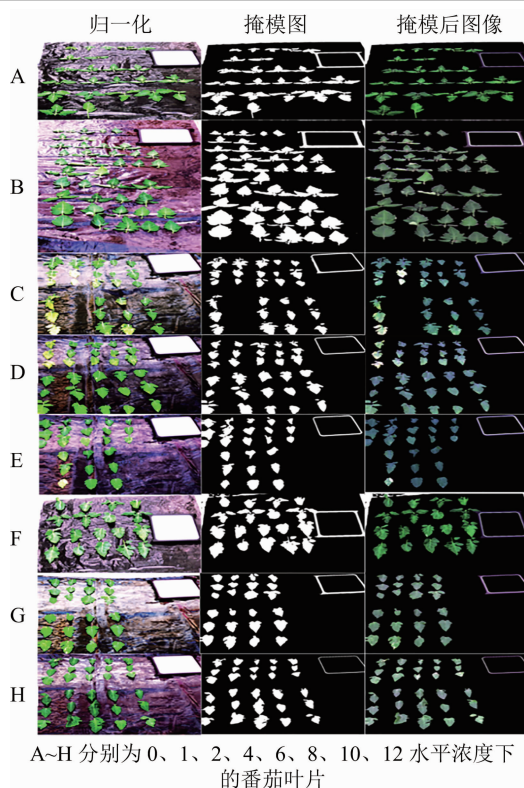


图3 番茄叶片高光谱图像提取

原始光谱曲线(图4)。

由图4可知,由于0、1、2、4、6水平下的光谱曲线存在漂移现象,于是便对光谱曲线进行预处理。10个施氮水平下叶片的光谱曲线走势一致,660 nm处有吸收峰,这主要是由于叶片中叶绿素的吸收。由于采集得到的光谱中,除吸收叶绿素外,还有其他物质的吸收,因此,须要对光谱数据进行解析,通过化学计量学方法建立与叶绿素相关性高的预测模型。

2.4 化学值测定

每个氮素水平下选取2~5株健康番茄,每株选择2张无病虫害、无机械损伤的叶片,每张叶片选择3个点进行测量,并记录SPAD值,共测得82个样本的叶绿素含量。采用SPSS 20.0软件和Excel软件对10个施氮水平下番茄叶片的叶绿素含量进行单因素方差分析,结果见图5。

由图5可知,1、6水平下番茄叶片的叶绿素含量与其他8个施氮水平下的叶绿素含量差异显著($P < 0.05$);2、4、10水平下植株叶片叶绿素含量差异不显著($P > 0.05$);8水平下的植株叶片叶绿素含量与其他9个施氮水平均存在显著性差异($P < 0.05$),此施氮水平下植株叶片叶绿素含量值为41.03 mg/g;12水平下的叶绿素含量为41.53 mg/g;

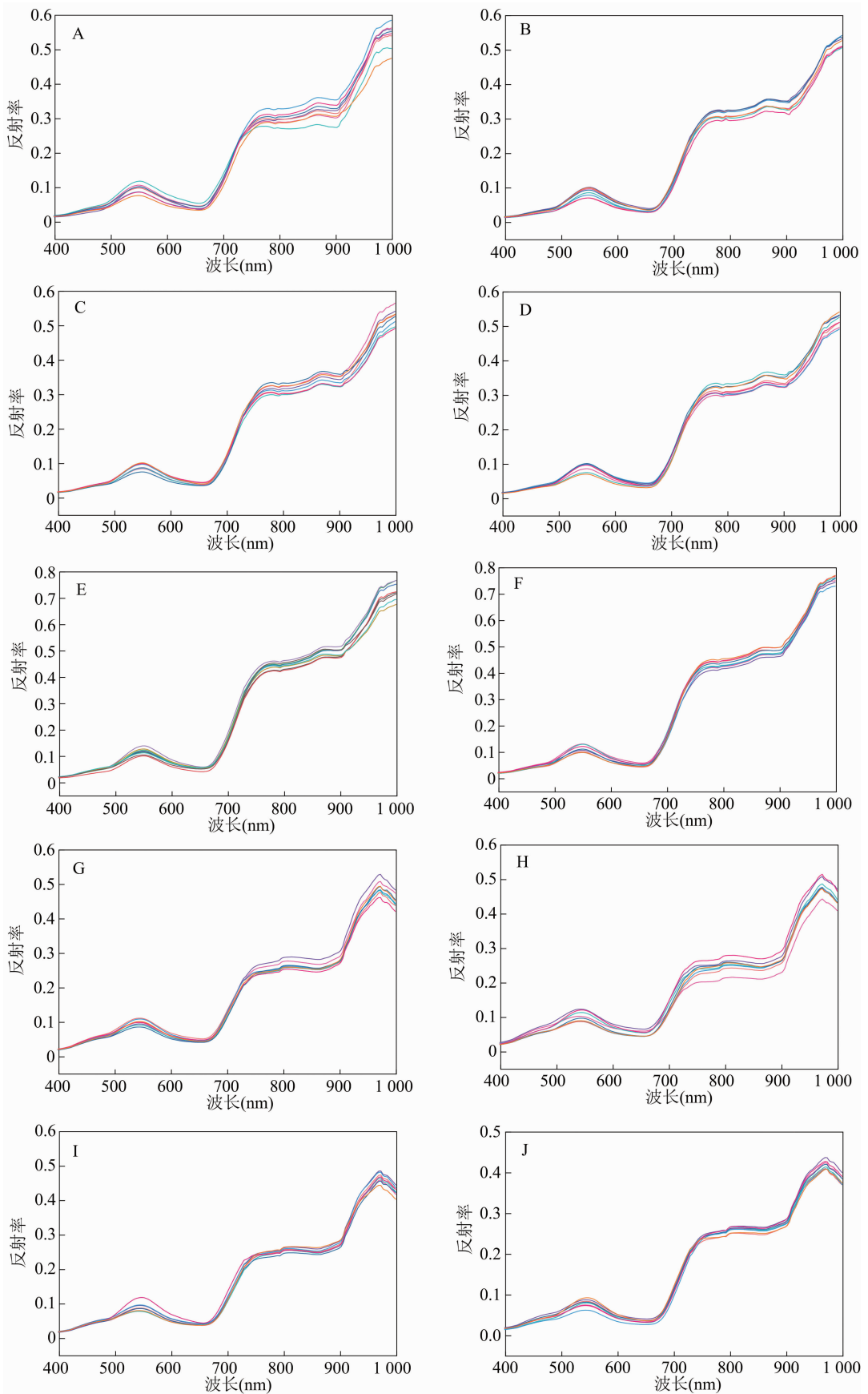
14水平下番茄叶片的叶绿素含量与其他施氮水平下的叶绿素含量之间存在显著性差异($P < 0.05$),此水平下测得的番茄叶片叶绿素含量为36.3 mg/g;同时,在1~4水平下,番茄叶片叶绿素含量随着氮素浓度的增加而增多,其中0水平下的番茄叶片叶绿素含量最低,其值为35.45 mg/g,16水平下叶绿素含量最高,为41.64 mg/g。

2.5 模型建立

2.5.1 样本划分 本研究中共有82个番茄叶片样本,取其中的3/4作为训练集,1/4为预测集。分别采用random sampling(RS)、Kennard-Stone(KS)、sample set partitioning based on joint x-y distance(SPHY)^[28]3种方法选取训练集和预测集,然后分别对这3种方法所获得模型的结果进行判断,模型的有效性由训练集样品的相关系数(correlation coefficient of calibration set, R_c)、训练集样品的均方根误差(root-mean-squares error of calibration set, $RMSEC$)、交互验证相关系数(correlation coefficient of cross-validation, R_{cv})、交互验证均方根误差RMSECV、预测集样品的相关系数(correlation coefficient of forecast set, R_p)、预测集样品的均方根误差(root-mean-squares error of forecast set, $RMSEP$)进行评价。由表2可知,在3种划分方法中,SPHY法的相关系数 R_c 、 R_{cv} 均高于RS法,其值分别为0.747、0.676,且均方根误差 $RMSEC$ 、 $RMSECV$ 均低于RS法,其值分别为2.314、2.574,预测集的相关系数 R_p 高于KS法,与RS法差异较小,其值为0.760,且预测集均方根误差 $RMSEP$ 低于KS法。综合参数考虑,最终选择SPHY法划分番茄叶片叶绿素含量样本集。

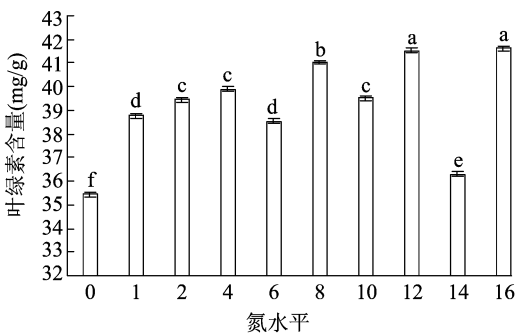
2.5.2 预处理优选 为了避免受到光学频谱或图像信息中非品质信息的障碍,包括因测量仪器噪声和暗电压等原因造成的光谱信号曲线基线偏移和不重叠现象、各种成份彼此间互相影响造成的多重共线性及其背景因数等对光谱信号曲线的制约^[29],对原始光谱进行平均平滑、高斯滤波、中值滤波、卷积平滑、归一化、基线校准(baseline)、标准正态化等预处理,并对比分析其模拟的有效性。

试验采用7种不同算法基于叶片叶绿素含量原始光谱进行预处理,并基于每种方法建立PLSR模型。由表3可知,与原始光谱结果进行比较,5种归一化(面积归一化、单位向量归一化、平均归一化、最大值归一化、阈值归一化)和baseline预处理后的



A~J 表示 10 个氮素水平下的番茄叶片原始光谱

图4 不同氮素水平下的番茄叶片原始光谱



柱上不同小写字母表示在 0.05 水平上差异显著
图5 不同施氮水平下番茄叶片叶绿素含量

预测集相关系数值均有所降低,建模效果都有一定的下降,最小值为 0.725,标准正态化建模之后,预测集相关系数有所增加,模型性能有所提高。采用标准正态化预处理法得到的相关系数 R_p 均高于原始光谱和其他预处理光谱, R_p 值为 0.810,且均方根误差 $RMSEP$ 也最低,其值为 3.820;综合分析,优选 SNV 法建立叶片叶绿素含量 PLSR 模型。

2.5.3 特征波长提取分析 为了降低数据冗余,便于应用到实际生产中。利用 UnscramblerX10.4 软件结合 MatlabR2014a 软件对原始光谱数据进行特

表 2 3 种样本划分的模型对比

方法	最优成分	R_c	$RMSEC$	R_{cv}	$RMSECV$	R_p	$RMSEP$
RS	3	0.722	2.506	0.654	2.753	0.764	3.634
SPXY	3	0.747	2.314	0.676	2.574	0.760	3.929
KS	3	0.770	2.841	0.712	2.131	0.612	4.131

表 3 不同预处理光谱的 PLSR 模型对比

类型	最优成分	R_c	$RMSEC$	R_{cv}	$RMSECV$	R_p	$RMSEP$
原始光谱	3	0.747	2.314	0.676	2.574	0.760	3.929
平均平滑	3	0.747	2.314	0.676	2.573	0.760	3.929
高斯滤波	3	0.747	2.314	0.676	2.574	0.760	3.929
中值滤波	3	0.747	2.315	0.676	2.574	0.760	3.929
卷积平滑	3	0.747	2.314	0.676	2.574	0.760	3.929
面积归一化	2	0.716	2.430	0.641	2.679	0.725	4.135
单位向量归一化	7	0.809	2.405	0.690	2.545	0.742	3.974
平均归一化	3	0.725	2.398	0.645	2.668	0.753	4.057
最大值归一化	7	0.808	2.051	0.709	2.485	0.743	3.944
阈值归一化	2	0.716	2.430	0.641	2.679	0.735	4.135
基线校准	3	0.745	2.324	0.674	2.580	0.754	3.959
标准正态化	2	0.736	2.358	0.660	2.619	0.810	3.820

征波长提取。特征波长获取方式主要有 PLSR β 权重系数、SPA、UVE 及 CARS 等,通过这几种方法获取的特征波长存在差异,具体结果如下:通过 β 权重系数法提取了 8 个波段(430、580、659、683、702、810、864、909 nm);SPA 法提取了 4 个特征波长(796、909、957、991 nm);UVE 法提取了 17 个波段(427、430、433、551、554、721、725、728、732、792、796、864、916、923、957、983、987 nm);CARS 法提取

了 8 个特征波长(732、796、946、953、957、968、983、994 nm)。对比分析得出 CARS 法提取的 8 个特征波长所建立的番茄叶片叶绿素定量模型具有较好的预测效果。

2.5.4 特征波长下建立模型 为分析 4 种获取特征波段方式,通过 PLSR 方法对建模模型的有效性进行分析,结果见表 4。由表 4 可知,CARS 与其他提取特征波段方法相比,其建立的模型的相关系数

表 4 不同特征波长下的 PLSR 模型

方法	变量数	最优成分	R_c	$RMSEC$	R_{cv}	$RMSECV$	R_p	$RMSEP$
SPA	4	4	0.712	2.446	0.594	2.832	0.768	3.773
CARS	8	5	0.815	2.020	0.737	2.362	0.775	3.648
UVE	17	2	0.734	2.365	0.666	2.603	0.798	3.921
β 权重系数法	8	2	0.736	2.358	0.661	2.619	0.810	3.820

R_c 、 R_{cv} 均高于其他 3 种算法构建的模型;其建立模型的均方根误差 $RMSEC$ 、 $RMSECV$ 值均比以上几种建模方法低,但相关系数 R_p 较小,综合分析,CARS 法建立的模型效果优于其他 3 种方法所构建的模型,说明可通过 CARS 法提取特征波段,而 CARS 法提取的 8 个特征波长可用于建立番茄叶片叶绿素定量预测模型。

2.5.5 不同模型对比分析 通过线性回归 (MLR、PCR、PLSR) 与 SVR 方法分别对 CARS 提取的特征波长进行模型分析,以便选出最优特征波长模型,结果见表 5。

表 5 不同建模方法对比分析

建模方法	R_c	$RMSEC$	R_{cv}	$RMSECV$	R_p	$RMSEP$
MLR	0.830	2.126	0.743	2.365	0.794	3.492
PCR	0.812	2.032	0.733	2.378	0.775	3.652
PLSR	0.815	2.020	0.737	2.362	0.775	3.648
SVR	0.764	2.280	0.674	2.574	0.819	3.872

由表 5 可知,MLR、PCR、PLSR 所建立的模型的 R_c 、 R_{cv} 值都高于 SVR 所建立的模型,但 3 种线性回归所建立模型的 R_p 值均小于 SVR;MLR、PCR、PLSR 所建立的模型的 $RMSEC$ 、 $RMSECV$ 、 $RMSEP$ 值均低于 SVR 所建立的模型,说明 3 种线性回归建模效果优于 SVR。而在 MLR、PCR、PLSR 所建立的模型中,PCR 和 PLSR 所创建模型的相关系数和均方根误差相差不大,而 MLR 所建立的模型的 R_p 值都比 PCR、PLSR 所建立的模型高, $RMSEP$ 值均小于 PCR、PLSR 所创建的模型,综合分析,MLR 的有效性优于 PCR 和 PLSR,这为今后番茄叶片叶绿素含量在线监测给予多种选择。

3 结论

试验对施用不同氮素下的番茄叶片进行研究,探讨了 7 个处理下番茄叶片的光谱提取方法、异常样本提出、特征波长提取以及优化建模方法,取得了以下结果:

预处理方法的选择,在一定的程度上可以改善光谱信息中参杂的噪音干扰;而试验中光谱预处理未能取得预期效果,这与光谱自身有关。CARS 法提取的 8 个特征波长 (732、796、946、953、957、968、983、994 nm) 所建立的番茄叶片叶绿素定量模型,具有较好的预测效果。本研究对比分析番茄叶片叶绿素的线性回归与非线性回归模型,得出番茄叶片叶绿素的线性回归模型能取得较高的预测效果,

而最优预测模型为 MLR,其中校正集相关系数 R_c 为 0.830, $RMSEC$ 为 2.126;预测集相关系数 R_{cv} 为 0.743,预测 $RMSECV$ 为 2.365,因此最终选择 MLR 模型进行番茄叶片叶绿素含量在线预测,这也可作为番茄植株其他指标的快速检测提供借鉴。

参考文献:

- [1] 吴毅. 设施番茄高产栽培技术[J]. 现代农业科技,2020(7): 73,75.
- [2] 周芳. NPK 与有机肥配施对番茄氮素代谢和产量影响[D]. 沈阳:沈阳农业大学,2016.
- [3] 李百超. 基于高光谱成像技术的苹果叶片氮素含量估测研究[D]. 泰安:山东农业大学,2018.
- [4] 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.
- [5] 田容才,高志强,周昆. 基于高光谱数据的晚粳稻品种剑叶 SPAD 值估测[J]. 中国稻米,2021,27(1):45–50.
- [6] 刘文雅,潘洁. 基于神经网络的马尾松叶绿素含量高光谱估算模型[J]. 应用生态学报,2017,28(4):1128–1136.
- [7] 刘红玉,毛罕平,朱文静,等. 基于高光谱的番茄氮磷钾营养水平快速诊断[J]. 农业工程学报,2015,31(增刊1):212–220.
- [8] 温新. 基于高光谱成像技术的苹果叶片叶绿素和氮素含量分布反演[D]. 泰安:山东农业大学,2019.
- [9] Peng Y, Gitelson A A. Remote estimation of gross primary productivity in soybean and maize based on total crop chlorophyll content[J]. Remote Sensing of Environment,2012,117:440–448.
- [10] 徐道青,刘小玲,王维,等. 淹水胁迫下棉花叶片高光谱特征及叶绿素含量估算模型[J]. 应用生态学报,2017,28(10): 3289–3296.
- [11] Chang X Y, Chang Q R, Wang X F, et al. Estimation of maize leaf chlorophyll contents based on UAV hyperspectral drone image[J]. Agricultural Research in the Arid Areas,2019,32(4):45–53.
- [12] Sun Y, Wang Y H, Xiao H, et al. Hyperspectral imaging detection of decayed honey peaches based on their chlorophyll content[J]. Food Chemistry,2017,235:194–202.
- [13] Singh S K, Houx J H III, Maw M J W, et al. Assessment of growth, leaf N concentration and chlorophyll content of sweet sorghum using canopy reflectance[J]. Field Crops Research,2017,209:47–57.
- [14] Madeira A C, Mentions A, Ferreira M E, et al. Relationship between spectroradiometric and chlorophyll measurements in green beans[J]. Communications in Soil Science and Plant Analysis,2000,31(5/6):631–643.
- [15] Annala L, Honkavaara E, Tuominen S, et al. Chlorophyll concentration retrieval by training convolutional neural network for stochastic model of leaf optical properties (SLOP) inversion[J]. Remote Sensing,2020,12(2):283.
- [16] 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.

李金玲,白昊鑫,马晶晶,等. 肉鹅制品中松香酸和脱氢松香酸残留的高效液相色谱检测方法[J]. 江苏农业科学,2023,51(11):174-178.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2023.11.025

肉鹅制品中松香酸和脱氢松香酸残留 的高效液相色谱检测方法

李金玲^{1,2}, 白昊鑫¹, 马晶晶¹, 刘 裕¹, 耿志明¹, 李金平³, 王道营¹, 徐为民¹

(1. 江苏省农业科学院农产品加工研究所/农业农村部农产品冷链物流技术重点实验室, 江苏南京 210014;

2. 西藏农牧学院食品科学学院, 西藏林芝 860000; 3. 徐州鑫珂食品有限公司, 江苏徐州 221000)

摘要:松香甘油酯是我国推荐使用的畜禽脱毛剂,研究表明,松香甘油酯在合成和使用过程中均能检出游离松香,这些残留的松香在脱毛过程中可能残留于畜禽胴体,而肉鹅制品中松香残留情况尚缺乏研究。在前期松香残留分析工作的基础上,以松香酸(AA)和脱氢松香酸(DHAA)作为松香的标志物,采用固相萃取对样品进行除杂和富集,高效液相二极管阵列检测器串联荧光检测器同时分析市场流通领域中肉鹅制品中2种目标化合物的含量。该方法具有重复性好、灵敏度高的特点,松香酸和脱氢松香酸的检出限分别为0.015 μg/g和0.003 μg/g。市场上流通的生、熟肉鹅制品中AA的阳性检出率均高达80%,AA含量分别在2.82~14.52 μg/g和0.64~9.6 μg/g范围,而生、熟肉鹅制品DHAA的阳性检出率分别为80%和60%,DHAA含量分别在1.62~10.06 μg/g和0.06~2.62 μg/g范围。研究结果表明,市场上流通领域的肉鹅制品中普遍检出松香残留,这些残留的松香进入消费者餐桌,存在食品安全隐患。

关键词:肉鹅制品;松香酸;脱氢松香酸;固相萃取;高效液相色谱法

中图分类号:TS207 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2023)11-0174-05

我国是世界肉鹅生产和消费大国,相比其他家

禽,肉鹅羽毛具有分布更密集、毛层厚实、绒多且细长等特点^[1],这些因素导致肉鹅宰后脱毛难度更大。脱毛是肉鹅屠宰加工过程中的重要环节,脱毛干净与否是制约肉鹅制品生产和销售的瓶颈问题之一^[2]。传统的脱毛方法主要包括热烫、机械打毛、二次脱毛等步骤,热烫和机械脱毛可以去除大部分羽毛,二次脱毛主要采用黏附性较好的脱毛剂去除残留在头、颈、翅、臀等部位的细小微绒毛。

松香和松香甘油酯是2种常用的畜禽脱毛剂,

收稿日期:2023-02-09

基金项目:国家自然科学基金(编号:31901716);国家现代农业产业技术体系建设专项(编号:CARS-41);江苏省科技计划苏北科技专项(编号:XZ-SZ202111)。

作者简介:李金玲(1996—),女,广西梧州人,硕士,研究方向为肉品安全与质量控制。E-mail:lijinling2023@163.com。

通信作者:马晶晶,博士,助理研究员,研究方向为肉品安全与质量控制,E-mail:jingjingma2017@163.com;耿志明,硕士,研究员,研究方向为肉品安全与质量控制,E-mail:zmgeng@163.com。

[17]李长春,施锦锦,马春艳,等. 基于小波变换和分数阶微分的冬小麦叶绿素含量估算[J]. 农业机械学报,2021,52(8):172-182.

[18]卓 伟,于旭峰,李欣庭,等. 高光谱成像技术实现马铃薯叶片叶绿素无损检测[J]. 光学仪器,2020,42(6):1-8.

[19]康 丽,高 睿,孔庆明,等. 水稻叶片SPAD值高光谱成像估测[J]. 东北农业大学学报,2020,51(10):89-96.

[20]郭世荣. 无土栽培学[M]. 2版. 北京:中国农业出版社,2011.

[21]Faber N K. Multivariate sensitivity for the interpretation of the effect of spectral pretreatment methods on near-infrared calibration model predictions[J]. Analytical Chemistry,1999,71(3):557-565.

[22]尚 静,张 艳,孟庆龙. 可见/近红外光谱技术无损识别苹果品种的研究[J]. 保鲜与加工,2019,19(3):8-14.

[23]马 兰,夏俊芳,张战锋,等. 光谱预处理对近红外光谱无损检测番茄可溶性固形物含量的影响[J]. 华中农业大学学报,2008(5):672-675.

[24]王海龙. 基于光谱和光谱成像技术的转基因大豆品种鉴别与品质检测研究[D]. 杭州:浙江大学,2016.

[25]丁希斌,张 初,刘 飞,等. 高光谱成像技术结合特征提取方法的草莓可溶性固形物检测研究[J]. 光谱学与光谱分析,2015,35(4):1020-1024.

[26]张 巍. 基于高光谱成像技术的蓝莓内部品质检测方法的研究[D]. 沈阳:沈阳农业大学,2016.

[27]高俊峰,张 初,谢传奇,等. 应用近红外高光谱成像技术预测甘蔗可溶性固形物含量[J]. 光谱学与光谱分析,2015,35(8):2154-2158.

[28]Galvão R K H, Araujo M C U, José G E, et al. A method for calibration and validation subset partitioning[J]. Talanta,2005,67(4):736-740.

[29]巨晓棠,刘学军,邹国元,等. 冬小麦/夏玉米轮作体系中氮素的损失途径分析[J]. 中国农业科学,2002,35(12):1493-1499.