

玉米主要品质便携式检测装置设计与试验

彭彦昆^{1,2} 戴宝琼^{1,2} 李 阳^{1,2} 赵鑫龙^{1,2} 邹文龙^{1,2} 王亚丽^{1,2}

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 国家农产品加工技术装备研发分中心, 北京 100083)

摘要: 我国玉米产量高, 高效、便携、低成本的玉米成分检测技术及其装置对于玉米品质的检测至关重要, 基于可见/近红外光谱技术, 设计了一款玉米主要品质便携式检测装置。为探究所设计方案的可行性, 自行搭建了可见/近红外光谱采集系统, 对不同品种共 72 份玉米样本进行光谱采集, 分别建立了玉米籽粒蛋白质、脂肪和淀粉含量的偏最小二乘(PLS)预测模型以及结合竞争性自适应重加权算法(CARS)的 CARS-PLS 预测模型。结果表明, CARS 方法可以有效筛选出各组分的相关变量, 提升模型效果, 各组分质量分数的预测集均方根误差(RMSEP)均有所下降, 蛋白质质量分数的 RMSEP 由 0.486 6% 降至 0.406 8%; 脂肪质量分数的 RMSEP 由 0.154 9% 降至 0.098 9%; 淀粉质量分数的 RMSEP 由 0.471 4% 降至 0.467 5%。预测集相关系数 R_p 均有所提高, 蛋白质质量分数的 R_p 由 0.930 9 提升至 0.960 3; 脂肪质量分数的 R_p 由 0.949 7 提升至 0.977 0; 淀粉质量分数的 R_p 由 0.952 0 提升至 0.960 5。基于 CARS 方法所筛选的各组分特征变量, 选择了合适的近红外光谱传感器, 在此基础上设计了检测装置的光谱采集单元、控制单元、显示单元、电源单元以及散热单元, 并基于 NodeMCU 开发板和 Arduino IDE 开发工具, 采用 Arduino 语言对装置控制程序进行开发, 实现“一键式”快速检测。试验验证了该装置的检测精度和稳定性, 结果表明, 预测玉米籽粒蛋白质、脂肪和淀粉质量分数的相关系数分别为 0.843 1、0.824 3、0.815 4, 预测均方根误差分别为 0.357 6%、0.231 8%、0.233 3%, 相对分析误差分别为 1.857 7、1.776 1、1.573 5。对同一样本多次重复预测, 各组分预测值的变异系数分别为 0.235 %、0.241 % 和 0.028 %。

关键词: 玉米; 主要品质检测; 便携式; 无损检测; 可见/近红外光谱

中图分类号: S237 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)09-0382-08 OSID: 

Design and Experiment of Portable Device for Testing Main Quality in Corn

PENG Yankun^{1,2} DAI Baoqiong^{1,2} LI Yang^{1,2} ZHAO Xinlong^{1,2} ZOU Wenlong^{1,2} WANG Yali^{1,2}

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. National R&D Center for Agro-processing Equipment, Beijing 100083, China)

Abstract: The corn production is high in China, the high efficiency, portable and low cost corn component detection technology and its devices are very important for the detection of corn quality. A portable corn quality detection device was designed based on visible/near infrared spectroscopy technology. In order to explore the feasibility of the designed solution, a visible/near infrared spectrum acquisition system was built, and the spectra of 72 corn samples of different varieties were collected. The partial least squares prediction model of protein, fat and starch contents in corn grains and the CARS-PLS prediction model combined with competitive adaptive reweighted sampling were established respectively. The results showed that CARS method could effectively screen out the correlation variables of each component and improve the model effect. The root mean square error of prediction set (RMSEP) was decreased, and the RMSEP of protein was from 0.486 6% to 0.406 8%. The RMSEP of fat was decreased from 0.154 9% to 0.098 9%; and the RMSEP of starch was decreased from 0.471 4% to 0.467 5%. The correlation coefficient R_p of prediction set was improved. The R_p of protein was increased from 0.930 9 to 0.960 3. The R_p of fat was increased from 0.949 7 to 0.977 0. The R_p of starch was increased from 0.952 0 to 0.960 5. According to the characteristic variables of each component screened

by CARS method, a suitable near infrared spectroscopy sensor was selected. On this basis, the spectral acquisition unit, control unit, display unit, power supply unit and heat dissipation unit of the detection device were designed. Based on NodeMCU development board and Arduino IDE development tool, the device control program was developed with Arduino language to achieve “one-click” rapid detection. The detection accuracy and stability of the device were verified by experiments. The results showed that the correlation coefficients of protein, fat and starch contents were 0.843 1, 0.824 3 and 0.815 4, respectively, and the root mean square error of prediction were 0.357 6%, 0.231 8% and 0.233 3%, respectively, and the relative analysis errors were 1.857 7, 1.776 1 and 1.573 5, respectively. When the same sample was repeatedly predicted, the coefficient of variation of each component was 0.235%, 0.241% and 0.028%, respectively.

Key words: corn; main quality testing; portable; nondestructive testing; visible/near infrared spectroscopy

0 引言

玉米是重要的粮食、饲料和生物燃料的来源^[1-4]。玉米中主要成分包括淀粉(约 72%)、蛋白质(约 10%)和脂肪(约 4%),而淀粉、蛋白质和脂肪含量是评价玉米营养品质和品尝品质的重要参考指标^[5]。其中玉米中的淀粉是人畜摄取能量的主要能源,而且是最具工业化生产淀粉的谷物原料^[6]。蛋白质是玉米营养成分中最重要部分。此外玉米中还含有少量的脂肪,与贮藏时风味变化相关^[7-9]。了解玉米籽粒内部各成分含量有利于对玉米品质进行实时评估,为消费者、玉米加工厂等在购买或收购玉米时,将玉米用作不同用途提供参考。然而,在粮食收购、样品抽检等场合,还需将样本送至专业实验室采用化学分析方法,而对于普通消费者而言,只能依靠感官经验来判断玉米品质。常规的检测方法存在破坏性、检测效率低等弊端,时间上严重滞后,无法及时提供所需的分析数据,严重制约收粮、抽检等工作的效率。因此,研究玉米品质快速、无损检测方法及便携式装置具有重要意义。

可见/近红外光谱分析技术具有检测样品用量少、检测速度快、非破坏、无污染、可同时获取多品质成分含量等优点,已被广泛应用到工业、农业、食品、医药等领域,并且已成为农产品品质分析的重要手段^[10-18]。国内外基于可见/近红外技术研发的谷物分析仪器也有很多,如美国的波通 9500plus 型多功能谷物近红外分析仪,1 min 内可同时测定谷物籽粒样品或粉末状样品的含水率、容重以及蛋白、脂肪、淀粉、灰分含量等多项参数;德国 Bruins OmegaAnalyzerG 型近红外谷物分析仪可检测谷物种类多达十余种,分析参数包括含水率以及蛋白质、油分、淀粉含量等十余种。国内 BN1700 型近红外谷物分析仪,1 min 能同时分析出小麦、面粉、麸皮、次粉、挂面等颗粒、粉状、片状物的含水率、吸水率以及灰分、蛋白、面筋含量等多个指标;DH9800 型大豆

含油率检测仪适用于玉米、葵花籽、香菜籽、山茶籽、菜籽、花生、大豆、棉籽、芝麻、橄榄等含油作物含油率的测定。但目前已有谷物分析设备均存在以下问题:一是设备价格昂贵,严重制约该设备在市场上的应用与推广;二是设备体积整体偏大,不利于随身携带使用;三是设备操作复杂,有的甚至需要专业工作人员进行操作。

综上所述可知,目前缺少一种价格低廉、尺寸小巧便携、检测速度快、可随时随地应用于各种场合的便携式玉米多品质检测装置。本文基于可见/近红外光谱分析技术,结合化学计量学方法,采用含有与玉米主要品质信息相关波段的传感器,建立玉米蛋白质、脂肪和淀粉含量等主要品质预测模型。并通过单片机进行装置的控制,设计光谱采集单元结构,以使装置整体小巧便携。

1 材料与方法

1.1 试验材料

本试验所用玉米样本由黑龙江省农业科学院玉米研究所提供,为了确保不同玉米样本中各组分(淀粉、蛋白质、脂肪等)含量具有梯度,共选取了 8 个品种,每个品种随机选择 9 个子样,共准备 72 个玉米样本。每份玉米样本要求无霉变、无缺陷、外形近似、质量约 110 g,依次对玉米样本进行编号。试验前将待测玉米样本放置室温(20℃)下贮藏 24 h,以消除温度的影响。

1.2 光谱数据采集

本试验利用实验室自行设计的可见/近红外光谱采集平台对所有玉米样本进行光谱数据采集,其漫反射原始光谱曲线如图 1 所示。试验所采用的光谱采集平台主要包括 AVS-DESKTOP-USB2-EXT-12V 型光谱仪(Avantes 公司,荷兰),分辨率为 0.6 nm,选取了 500~1 050 nm 波段的数据;光纤为 R200-7-VIS-NIR 型,光纤直径为 200 μm。测量之前,将光谱仪以及光源预热 30 min,以便保证光

谱仪以及光源达到稳定的工作状态。然后设置光谱仪检测参数,包括积分时间、平滑度和平均次数。为防止室内光线对光谱数据采集的影响,本试验在暗箱中进行。采集时先放置标准校正白板采集白参考,再放置标准黑板采集黑参考,并保存黑、白参考数据。之后依次将待测玉米样本放置物料杯中,尽量压平玉米样本,使用光谱采集平台依次采集每个样本的反射光谱数据,每个样本采集 3 次取其平均值。

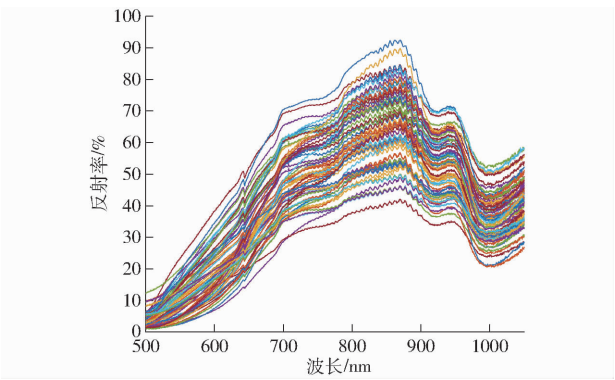


图 1 玉米籽粒漫反射光谱曲线
Fig.1 Reflectance spectrum curves of corn kernel

1.3 理化值测定

玉米籽粒中总淀粉含量标准理化值依据文献[19]所规定的酸水解法进行测量;蛋白质含量标准理化值依据文献[20]所规定的凯氏定氮法进行测量;脂肪含量标准理化值依据文献[21]所规定的索氏抽提法进行测量。

玉米样本各指标理化值的统计分析结果如表 1 所示。

表 1 玉米样本各品质指标含量统计结果
Tab.1 Statistical results of each quality index
content of corn samples %

品质指标	平均值	最小值	最大值	标准差
蛋白质质量分数	10.13	8.09	11.58	0.96
脂肪质量分数	3.89	3.26	4.57	0.37
淀粉质量分数	73.47	71.82	74.94	0.77

1.4 玉米主要品质特征变量筛选

1.4.1 全光谱数据模型建立与分析

为了消除原始光谱数据掺杂的无关信息和噪声对数据的影响,需要对原始数据进行预处理分析^[22]。采用 6 种预处理方式,分别为多元散射校正 (Multiplicative correction, MSC)、标准正态 (Standard normal variate, SNV)、归一化 (Normalize, Nor)、S - G 平滑结合多元散射校正 (SG - MSC)、S - G 平滑结合标准正态 (SG - SNV)、S - G 平滑结合归一化 (SG - Nor)^[23]。其中 MSC 是利用所测全部样本的

平均光谱来校正每个样本光谱的散射,达到消除样本间因散射影响所导致的基线漂移和平移现象的目的;SNV 通过对每条光谱进行标准正态化,进而消除光谱中激光光源功率变化、光强衰减等引起的噪声;S - G 平滑可以有效地消除光谱图中的高频成分而保留低频成分,有效提高信噪比^[10,22-23]。通过对比不同光谱预处理方法对所建立的偏最小二乘预测模型结果的影响,得出适合该研究的最优预处理方式。

表 2 为不同预处理方法下玉米蛋白质、脂肪和淀粉全部波长变量的 PLS (偏最小二乘) 建模结果,从表 2 可以看出, MSC、SNV、Nor、SG - MSC、SG - SNV 以及 SG - Nor 光谱预处理方法相比于原始光谱建模,均能有效提升建模结果,这可能是因为预处理消除或降低了原始光谱曲线掺杂的无关信息和噪声对数据的影响。除淀粉模型结果外,蛋白质和脂肪的模型结果经过 S - G 平滑和其余 3 种预处理方法组合处理后均优于其余 3 种预处理方法,原因可能是进行 S - G 平滑处理时,平滑点数选择合适,去除了原始光谱中大部分的噪声,然后再经过其它预处理方法处理,进一步降低了其它影响因素对模型结果的影响。其中蛋白质、脂肪和淀粉质量分数预

表 2 玉米蛋白质、脂肪、淀粉含量全波长 PLS 建模结果
Tab.2 Modeling results of corn protein, fat and starch contents with full wavelength PLS

参数	预处理方法	校正集		预测集	
		R_c	校正集均方根误差/%	R_p	预测集均方根误差/%
蛋白质质量分数	无	0.940 1	0.393 6	0.838 4	0.621 0
	MSC	0.970 8	0.276 0	0.872 1	0.571 2
	SNV	0.984 2	0.203 6	0.887 2	0.538 3
	Nor	0.961 6	0.315 8	0.862 9	0.568 5
	SG - MSC	0.953 4	0.332 9	0.910 6	0.547 9
	SG - SNV	0.952 2	0.337 1	0.906 6	0.548 9
脂肪质量分数	SG - Nor	0.963 7	0.294 7	0.930 9	0.486 6
	无	0.918 7	0.176 4	0.909 2	0.200 8
	MSC	0.952 0	0.130 1	0.931 5	0.176 1
	SNV	0.946 4	0.137 4	0.929 8	0.177 2
	Nor	0.952 4	0.129 6	0.907 0	0.202 7
	SG - MSC	0.970 5	0.102 5	0.949 7	0.154 9
淀粉质量分数	SG - SNV	0.967 1	0.108 2	0.946 8	0.158 6
	SG - Nor	0.967 5	0.107 5	0.940 3	0.171 0
	无	0.871 6	0.748 6	0.804 0	1.798 0
	MSC	0.912 0	0.554 6	0.908 2	0.654 9
	SNV	0.911 1	0.573 1	0.889 9	0.652 3
	Nor	0.952 8	0.410 4	0.952 0	0.471 4
	SG - MSC	0.950 2	0.421 1	0.923 8	0.647 9
	SG - SNV	0.901 9	0.602 3	0.897 8	0.640 8
	SG - Nor	0.956 8	0.393 1	0.947 7	0.542 8

测的最优预处理方法分别是 S - G 平滑结合归一化 (SG - Nor)、S - G 平滑结合多元散射校正 (SG - MSC)、归一化 (Nor), 预测相关系数 R_p 分别为 0.930 9、0.949 7、0.952 0; 预测均方根误差分别为 0.486 6%、0.154 9%、0.471 4%。

1.4.2 基于竞争性自适应重加权算法模型变量选择

由上述分析可知, 基于不同预处理方法分别建立玉米籽粒蛋白质、脂肪和淀粉质量分数的全波长变量偏最小二乘预测模型, 其结果均较好, 表明采用可见/近红外光谱法对玉米籽粒蛋白质、脂肪和淀粉含量进行预测具有可行性。但可见/近红外光谱数据的多维性和多重共线性会延长模型的运行时间, 限制了模型的应用, 通过筛选与待测品质参数相关的特征变量, 有助于提高检测速度和精度、简化模型。故本文采用竞争自适应重加权算法 (CARS) 分析了玉米主要品质的特征变量分布范围, 为后续便携式检测装置的开发提供理论依据。

CARS 算法是通过自适应重加权采样 (ARS) 技术选择出 PLS 模型中回归系数绝对值大的波长点, 去掉权重小的波长点, 反复迭代采样并利用交互验证比较每次采样的交互验证均方根误差, 直至找到

最小交互验证均方根误差所包含的最优变量子集, 可有效寻出最优变量组合^[24-26]。

图 2 显示了利用 CARS 算法对玉米籽粒中蛋白质、脂肪和淀粉含量进行 50 次蒙特卡罗采样的变量选择过程。由图 2 可见, CARS 方法在选择光谱变量的过程中, 随着采样次数的增加, 被选择的变量数逐渐下降, 且下降的速度先快后慢, 同时交互验证均方根误差曲线呈先缓慢下降至最低点后又逐渐上升的趋势。同时发现有些变量回归系数的绝对值不断变大, 而另一些变量回归系数的绝对值却不断变小, 这表明在 CARS 方法进行变量筛选过程中, 先剔除了与蛋白质、脂肪、淀粉质量分数无关的波长变量, 使交互验证均方根误差下降, 而后又剔除了与蛋白质、脂肪、淀粉含量相关的波长变量, 信息丢失导致交互验证均方根误差增加^[27-28]。图中“*”对应的位置为交互验证均方根误差最小处, 此时蛋白质所对应的采样次数为 25 次, 特征变量数为 47; 脂肪所对应的采样次数为 28 次, 特征变量数为 37; 淀粉所对应的采样次数为 30 次, 特征变量数为 28。各组分所筛选出的特征变量在全波段光谱图上的分布情况如图 3 所示。

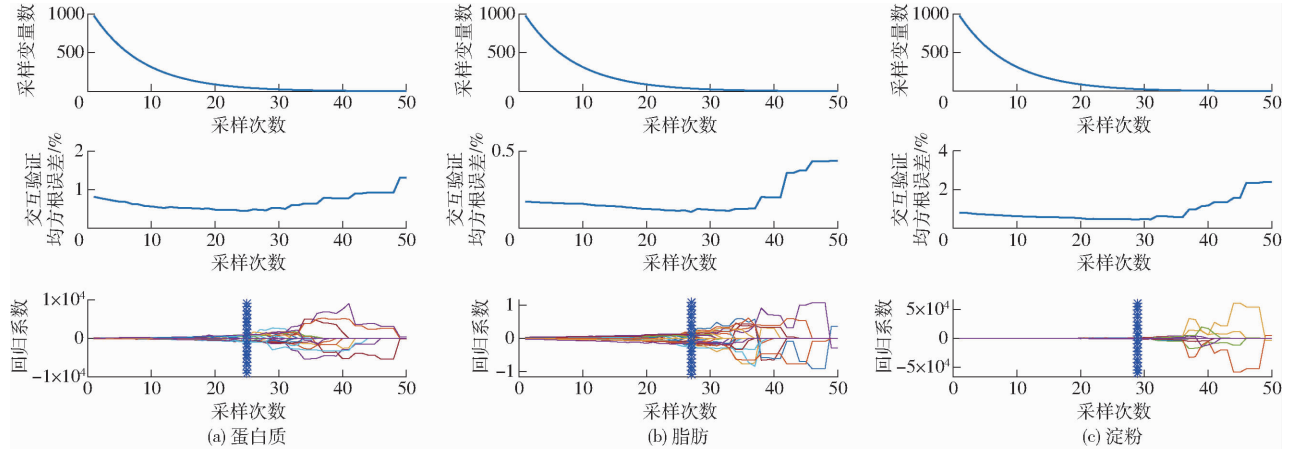


图 2 基于 CARS 算法的变量筛选过程

Fig. 2 Variable screening process based on CARS algorithm

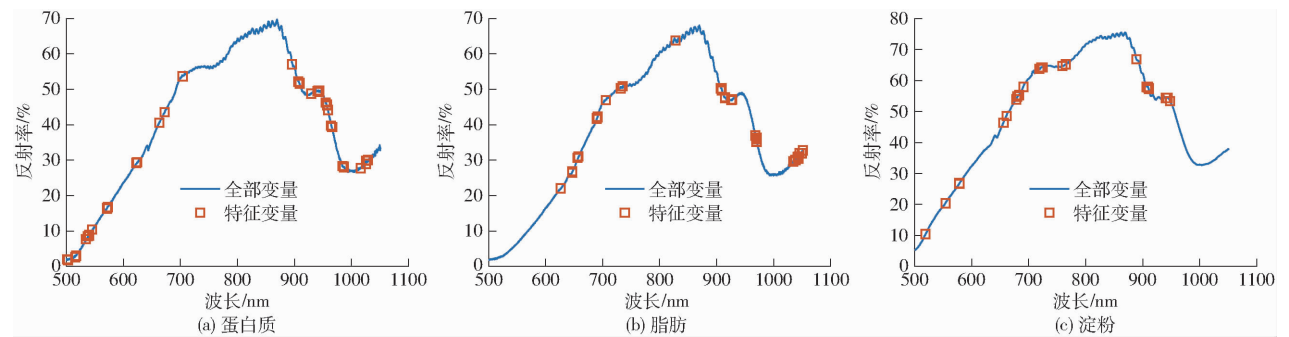


图 3 CARS 算法特征变量分布

Fig. 3 Feature variable distributions of CARS algorithm

经 CARS 算法变量筛选后, 利用 PLS 方法分别建立玉米蛋白质、脂肪和淀粉含量预测模型, 基于全

波长和特征波长所建立的 PLS 预测模型对比结果如表 3 所示。从表中可以看出, 使用 CARS 挑选特

征波长后,蛋白质、脂肪和淀粉质量分数的模型效果均有所提升,均方根误差相应地有所降低,蛋白质、脂肪和淀粉质量分数预测集相关系数 R_p 分别为 0.960 3、0.977 0、0.960 5;预测集均方根误差分别为 0.406 8%、0.098 9%、0.467 5%。由此说明,采用 CARS 方法能在不丢失关键信息的情况下有效筛选出与蛋白质、脂肪以及淀粉含量相关波长变量,大幅度降低模型的数据维度。也表明了变量筛选的重要性,不仅降低计算量、提高模型运算效率,也为开发基于特征波长变量的玉米主要品质便携式检测装置提供科学依据。

表 3 基于全波长和特征波长的 PLS 建模结果比较
Tab.3 Comparison of PLS modeling results based on full wavelength and characteristic wavelength

参数	模型	变量数	校正集		预测集	
			R_c	均方根	R_p	均方根
				误差/%		误差/%
蛋白质	PLS	977	0.963 7	0.294 7	0.930 9	0.486 6
质量分数	CARS-PLS	47	0.961 3	0.320 9	0.960 3	0.406 8
脂肪质量	PLS	977	0.970 5	0.102 5	0.949 7	0.154 9
分数	CARS-PLS	37	0.980 2	0.084 3	0.977 0	0.098 9
淀粉质量	PLS	977	0.952 8	0.410 4	0.952 0	0.471 4
分数	CARS-PLS	28	0.964 0	0.359 3	0.960 5	0.467 5

2 检测装置硬件设计

2.1 光谱传感器选择

为了满足玉米品质无损检测领域对便携式、低成本设备的开发需求,在上述对玉米蛋白质、脂肪以及淀粉等组分特征变量分析的基础上,选用了兼顾玉米蛋白质、脂肪和淀粉等组分含量特征变量的 Senorics 型近红外光谱传感器,设计了玉米主要品质便携式检测装置。该传感器具有 18 个通道,光谱响应范围为 400 ~ 1 000 nm。每个通道均集成了一个滤波器和光电二极管,滤波器采用干涉拓扑设计,保证了所获取的信息在时间和温度方面有较高的稳定性,每个通道的半峰全宽(FWHM)为 20 nm。

由上述 CARS 算法筛选特征变量的结果可知,在 500 ~ 600 nm、600 ~ 700 nm、700 ~ 800 nm、800 ~ 900 nm、900 ~ 1 000 nm 等波段均涉及到蛋白质、脂肪和淀粉含量的特征变量,且该传感器的各通道也均涵盖了上述各波段。结合传感器各通道波长和所筛选的特征变量进一步分析,以传感器每个通道为中心,左右两侧各半峰全宽的 50% (即 10 nm) 处所覆盖的蛋白质质量分数特征变量(波长)有:501、502、515、516、535、538、539、540、545、570、672、704、

897、907、908、909、940、941、942、943、944 nm,占 CARS 算法筛选出总变量数的 44.68%;所覆盖的脂肪质量分数特征变量有:646、648、689、690、691、705、731、736、907、908、909、910 nm,占 CARS 算法筛选出总变量数的 32.43%;所覆盖的淀粉质量分数特征变量有:519、554、578、579、678、680、683、723、759、764、908、909、910、941、943、948 nm,占 CARS 算法筛选出总变量数的 57.14%。综上所述,该传感器各通道覆盖了玉米蛋白质、脂肪以及淀粉大部分的特征波长变量,故使用该传感器建立蛋白质、脂肪以及淀粉质量分数预测模型是可行的。

2.2 整体结构设计

基于上述所选光谱传感器设计了便携式检测装置,其中包括光谱采集单元、控制单元、显示单元、电源单元以及散热单元。检测装置如图 4 所示,整体外观呈圆台形,最大高度 18 cm,外形最大直径 11 cm,总质量 900 g,具有小巧、易携带、操作简单等特点,实现了“一键式”快速检测与实时显示。

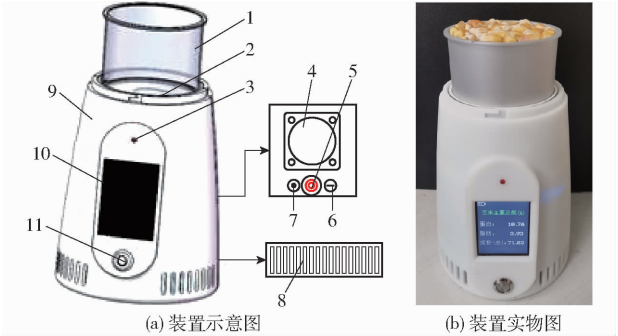


图 4 便携式检测装置结构图

Fig.4 Structure drawings of portable testing device

1. 物料杯 2. 光谱采集单元 3. 指示灯 4. 散热风扇 5. 电源总开关 6. USB 接口 7. 电池充电口 8. 散热孔 9. 外壳 10. 显示屏 11. 检测按钮

2.2.1 光谱采集单元设计

光谱信息采集单元主要包括物料杯、光源探头、卤素灯、光谱传感器等部分,6 个飞利浦 W1.2W-12516CP 型卤素灯呈环形均匀分布在光谱传感器四周并固定在光源探头上,为其提供均匀的环形光照。光谱传感器固定于光源探头中间,便于接收反射信息。光谱信息采集单元结构如图 5 所示。

2.2.2 控制与显示单元设计

控制单元在该装置中需要控制光谱传感器完成数据采集,并对数据进行处理与计算,最后控制显示单元实时显示出各指标预测结果。本装置采用 NodeMCU 开发板作为核心控制单元,该开发板具有强大计算与存储功能,轻量化、运行速度快、低功耗、支持多接口(UART、IIC、GPIO、ADC、HSPI 等),与大多数传感器具有很好兼容性。显示单元选用了

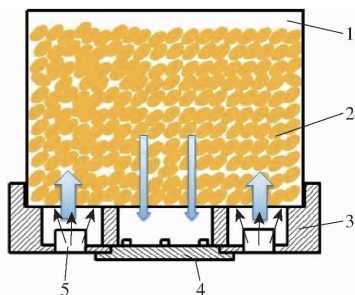


图 5 光谱信息采集单元结构示意图

Fig. 5 Schematic of spectral information acquisition unit

1. 物料杯 2. 玉米籽粒 3. 光源探头 4. 光谱传感器 5. 卤素灯

2.0 英寸 TFT 型液晶显示屏。其驱动芯片是 ILI9225,分辨率为 176 像素 × 220 像素,显示区域为 31.68 mm × 39.60 mm,四线 SPI 接口,可以很容易与 NodeMCU 开发板通过 SPI 通信协议进行数据传输。

2.2.3 电源单元设计

该装置中功耗较大的是光源以及散热风扇。每个卤素灯额定电压为 12 V,额定功率为 1.2 W。散热风扇选用 4 cm × 4 cm 小型风扇,额定电压为 12 V,额定功率约为 2.4 W。而 NodeMCU 开发板、显示屏、传感器等功耗相对较小,故本装置中选用 12 V、8 400 mA·h 大容量可充电锂电池。装置中不同单元之间工作电压要求不同(12 V/5 V),故需要通过稳压模块来保证输出电压的稳定。如图 6 所示,该装置中电路主要分两路,一路由降压模块转换成 5 V 为控制单元供电,另一路由稳压模块为光源和散热风扇提供稳定的 12 V 电压。经测试,使用该电池可以为便携式装置持续供电 6 h 以上,可以满足实际使用需求。

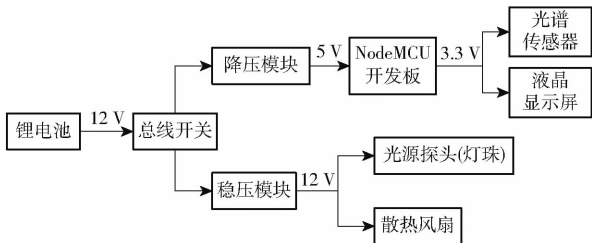


图 6 检测装置电源单元供电示意图

Fig. 6 Schematic of power supply unit of detection device

3 检测装置程序设计

基于 NodeMCU 开发板和 Arduino IDE 开发工具,采用 Arduino 语言开发了玉米主要品质便携式检测装置的控制程序,该控制程序包括光谱采集、数据处理与模型计算、数据显示以及电源电量监测,其流程如图 7 所示。装置开启后,程序首先会设置光谱传感器参数、加载各参数模型和初始化显示界面,然后等待检测按钮被触发。当检测按钮被触发,首先由控制系统控制光谱采集单元获取玉米籽粒的漫

反射光谱数据,然后对获取的数据进行相应的预处理,再调用移植在该装置中的玉米各品质参数预测模型,计算出各参数的含量预测值,并实时显示在显示界面上。

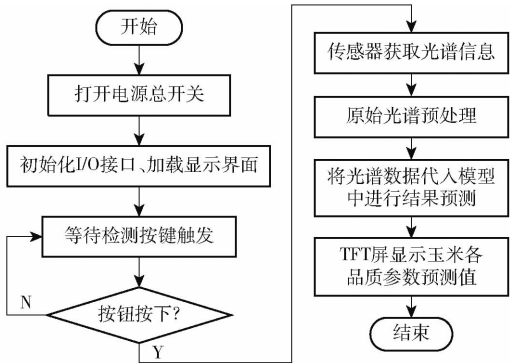


图 7 检测装置控制程序流程图

Fig. 7 Flow chart of test device control program

4 装置试验验证

利用该装置获取 80 个玉米样本的漫反射光谱数据,采用偏最小二乘方法分别建立玉米蛋白质、脂肪和淀粉质量分数预测模型,并将各参数模型移植到装置控制程序中。为了进一步验证所设计的便携式检测装置检测精度和模型可靠性,另选取 30 个未参与建模玉米籽粒样本,对所设计的玉米主要品质便携式检测装置进行试验验证。将玉米籽粒样本放入物料盒中,通过装置中的光谱采集单元进行信息采集,并由装置预测出玉米籽粒蛋白质、脂肪和淀粉等组分的含量。然后参照国家标准方法依次测定出各组分的实际理化值。各组分试验预测结果散点图如图 8 所示。为测试装置的稳定性,对同一样本重复预测 30 次,蛋白质、脂肪和淀粉质量分数预测结果的变异系数分别为 0.235%、0.241% 和 0.028%。并通过试验测试,在室温下装置连续工作 4 h,其内部温度基本稳定在 30℃ 上下,且持续工作状态下仪器无温漂现象。以上验证结果表明,玉米主要品质便携式检测装置预测精度和稳定性均满足实时检测要求。

5 结论

(1) 基于可见/近红外光谱方法分别建立了玉米籽粒蛋白质、脂肪和淀粉含量的 PLS 预测模型,对比了不同预处理方法对建模结果的影响,结果表明,蛋白质、脂肪和淀粉质量分数预测的最优模型预处理方式分别为 SG - Nor、SG - MSC、Nor,最优模型的验证集相关系数分别为 0.930 9、0.949 7、0.952 0,均方根误差分别为 0.486 6%、0.154 9%、0.471 4%。

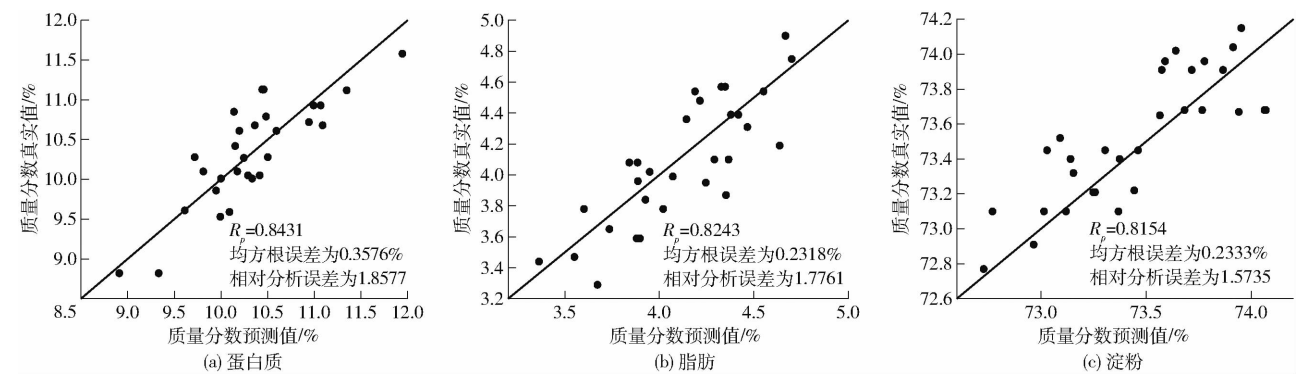


图8 预测结果散点图

Fig.8 Scatter diagrams of predicted results

(2)采用 CARS 方法筛选玉米籽粒光谱的特征变量,并建立了玉米蛋白质、脂肪和淀粉含量的 PLS 定量分析模型,结果表明,CARS 方法不仅可以有效筛选出各组分的相关变量,大大降低数据维度,减少模型计算量,而且还提升了建模结果。蛋白质质量分数预测模型的均方根误差由 0.486 6% 降至 0.406 8%, R_p 由 0.930 9 提升至 0.960 3;脂肪质量分数预测模型的均方根误差由 0.154 9% 降至 0.098 9%, R_p 由 0.949 7 提升至 0.977 0;淀粉质量分数预测模型的均方根误差由 0.471 4% 降至 0.467 5%, R_p 由 0.952 0 提升至 0.960 5。

(3)根据 CARS 方法所筛选的各组分特征变量,选择了合适的近红外光谱传感器。基于该传感器设计了玉米主要品质便携式检测装置,其中硬件部分包括光谱采集单元、控制单元、显示单

元、电源单元以及散热单元。并基于 NodeMCU 开发板和 Arduino IDE 开发工具,采用 Arduino 语言对装置控制程序进行开发,实现“一键式”快速检测。

(4)试验验证了该装置的检测精度和稳定性,结果表明,预测玉米籽粒蛋白质、脂肪和淀粉质量分数的相关系数分别为 0.843 1、0.824 3、0.815 4,预测均方根误差分别为 0.357 6%、0.231 8%、0.233 3%,相对分析误差分别为 1.857 7、1.776 1、1.573 5。对同一样本多次重复预测,各组分预测值的变异系数分别为 0.235%、0.241% 和 0.028%。这表明,自行设计的玉米主要品质便携式检测装置可以实现对玉米籽粒的蛋白质、脂肪和淀粉等多品质含量进行实时、无损、快速检测,具有较高的应用前景。

参 考 文 献

[1] HU R J, DUNMIRE K M, TRUELOCK C N, et al. Antioxidant performances of corn gluten meal and DDGS protein hydrolysates in food, pet food, and feed systems[J]. Journal of Agriculture and Food Research, 2020, 2(2): 100300.

[2] 肖青青. 近红外光谱用于玉米水分和粗脂肪的快速分析[D]. 广州: 暨南大学, 2015.
XIAO Qingqing. NIR spectroscopy applied in rapid analysis of moisture and fat in corn[D]. Guangzhou: Jinan University, 2015. (in Chinese)

[3] 梁秀英. 基于机器视觉的玉米性状参数与近红外光谱的玉米组分含量检测方法研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2013.
LIANG Xiuying. Research on automatic extraction of maize yield-related traits based on machine vision and measurement of maize components content based on NIR[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2013. (in Chinese)

[4] 伍永超. 基于 MPGA-siPLS 特征波长选择算法的玉米成分含量分析研究[D]. 重庆: 西南大学, 2020.
WU Yongchao. Determination of content of ingredients in corn based on MPGA-siPLS algorithm[D]. Chongqing: Southwest University, 2020. (in Chinese)

[5] 马蕾, 孙小红, 姜晶, 等. 加工处理方式对玉米粉加工特性、营养特性和食用品质影响的研究进展[J]. 食品科学, 2021, 42(17): 291-298.
MA Lei, SUN Xiaohong, JIANG Jing, et al. Progress in research on the effects of processing methods on processing characteristics, nutritional characteristics and eating quality of maize flour[J]. Food Science, 2021, 42(17): 291-298. (in Chinese)

[6] 韩洁楠, 王美娟, 赵训超, 等. 玉米粉淀粉含量近红外模型建立与优化[J]. 玉米科学, 2020, 28(6): 81-87.
HAN Jienan, WANG Meijuan, ZHAO Xunchao, et al. Establishment and optimization of a near-infrared model of maize starch content[J]. Maize Science, 2020, 28(6): 81-87. (in Chinese)

[7] 刘萍. 中国鲜食甜、糯玉米品种试验产量与品质评价体系的建立[D]. 扬州: 扬州大学, 2007.
LIU Ping. Establishment of yield and quality evaluation system for fresh sweet corn and waxy corn varietal experiment in China [D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2007. (in Chinese)

- [8] LI Q, SHI M, SHI C, et al. Effect of variety and drying method on the nutritive value of corn for growing pigs[J]. Journal of Animal Science and Biotechnology, 2014(4): 454–460.
- [9] 滕超, 张小涵, 周明春, 等. 不同产地不同玉米品种营养品质差异性分析[J]. 农产品加工, 2021(5): 50–52.
TENG Chao, ZHANG Xiaohan, ZHOU Mingchun, et al. Analysis on the difference of nutritional quality of difference corn varieties in difference producing areas[J]. Agricultural Product Processing, 2021(5): 50–52. (in Chinese)
- [10] 彭彦昆. 农畜产品品质安全光学无损快速检测技术[M]. 北京: 科学出版社, 2016.
- [11] WANG L, WANG Q, LIU H Z, et al. Determining the contents of protein and amino acids in peanuts using near-infrared reflectance spectroscopy[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2013, 93(1): 118–124.
- [12] 石德芝. 近红外光谱分析技术的应用综述[J]. 科技信息, 2009(33): 433–455.
SHI Dezhi. Near infrared spectroscopy technology review[J]. Science & Technology Information, 2009(33): 433–455. (in Chinese)
- [13] 于翠红, 樊翠芹, 张丽, 等. 玉米子粒粗蛋白近红外模型的建立[J]. 河北农业科学, 2019, 23(6): 101–105.
YU Cuihong, FAN Cuiqin, ZHANG Li, et al. Establishment of near infrared model of corn kernel crude protein[J]. Hebei Agricultural Sciences, 2019, 23(6): 101–105. (in Chinese)
- [14] HUAN Kewei, CHEN Xiao, SONG Xuyao, et al. Variable selection in near-infrared spectra: application to quantitative non-destructive determination of protein content in wheat[J]. Infrared Physics and Technology, 2021, 119: 103937.
- [15] LIDIA E A, DAVID D E, SUSAN D, et al. Feasibility of near infrared spectroscopy for analyzing corn kernel damage and viability of soybean and corn kernels[J]. Journal of Cereal Science, 2012, 55(2): 160–165.
- [16] FASSIO A S, RESTAINO E A, COZZOLINO D. Determination of oil content in whole corn (*Zea mays* L.) seeds by means of near infrared reflectance spectroscopy[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 110: 171–175.
- [17] CHEN Jiemei, LI Mingliang, PAN Tao, et al. Rapid and non-destructive analysis for the identification of multi-grain rice seeds with near-infrared spectroscopy[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2019, 219: 179–185.
- [18] WANG Yali, PENG Yankun, QIAO Xin, et al. Discriminant analysis and comparison of corn seed vigor based on multiband spectrum[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 190: 106444.
- [19] 国家食品药品监督管理总局. 食品中淀粉的测定: GB 5009.9—2016[S]. 北京: 中国标准出版社, 2017.
- [20] 国家食品药品监督管理总局. 食品中蛋白质的测定: GB 5009.5—2016[S]. 北京: 中国标准出版社, 2017.
- [21] 国家食品药品监督管理总局. 食品中脂肪的测定: GB 5009.6—2016[S]. 北京: 中国标准出版社, 2017.
- [22] RINNAN Å, BERG F V D, ENGELSEN S B. Review of the most common pre-processing techniques for near-infrared spectra [J]. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 2009, 28(10): 1201–1222.
- [23] 褚小立. 化学计量学方法与分子光谱分析技术[M]. 北京: 化学工业出版社, 2011: 41–49.
- [24] LIU C, HUANG W Q, YANG G Y, et al. Determination of starch content in single kernel using near-infrared hyperspectral images from two sides of corn seeds[J]. Infrared Physics and Technology, 2020, 110: 103462.
- [25] 王海龙, 杨国国, 张瑜, 等. 竞争性自适应重加权算法和相关系数法提取特征波长检测番茄叶片真菌病害[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(7): 2115–2119.
WANG Hailong, YANG Guoguo, ZHANG Yu, et al. Detection of fungal disease on tomato leaves with competitive adaptive reweighted sampling and correlation analysis methods[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(7): 2115–2119. (in Chinese)
- [26] 周宏平, 胡逸磊, 姜洪喆, 等. 基于高光谱成像的油茶籽含油率检测方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(5): 308–315.
ZHOU Hongping, HU Yilei, JIANG Hongzhe, et al. Detection method of oil content of *Camellia oleifera* seed based on hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5): 308–315. (in Chinese)
- [27] 彭海根, 金楹, 詹筱国, 等. 近红外光谱技术结合竞争自适应重加权采样变量选择算法快速测定土壤水解性氮含量[J]. 分析测试学报, 2020, 39(10): 1305–1310.
PENG Haigen, JIN Ying, ZHAN Youguo, et al. Quantitative determination of hydrolytic nitrogen content in soil by near infrared spectroscopy combined with competitive adaptive reweighted sampling variable selection algorithm[J]. Journal of Instrumental Analysis, 2020, 39(10): 1305–1310. (in Chinese)
- [28] 高升, 王巧华, 施行, 等. 便携式红提葡萄多品质可见/近红外检测仪设计与试验[J]. 农业机械学报, 2021, 52(2): 308–319.
GAO Sheng, WANG Qiaohua, SHI Hang, et al. Design and test of portable red globe grape extraction multi-quality visible/near infrared detector[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(2): 308–319. (in Chinese)