doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.S2.026

基于特征波长的接触式作物叶绿素检测系统

张春琪[1]　刘梦姝[2]　晁金阳[1]　唐　彬[1]　李民赞[1]　孙　红[1,3]

（1. 中国农业大学智慧农业系统集成研究教育部重点实验室，北京 100083；2. 中国农业大学烟台研究院，烟台 264670；
3. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室，北京 100083）

摘要：基于叶绿素分子在可见光和近红外光谱区间（波段400~1 000 nm）对光的吸收和反射的敏感特性，设计了一种接触式作物叶绿素检测系统，来实现作物叶绿素含量的无损、快速和准确检测。使用高光谱相机采集玉米叶部397～1003 nm反射光谱，并使用分光光度法萃取叶片叶绿素含量真值，开展叶绿素敏感响应波长筛选。经蒙特卡洛无信息变量消除(MC-UVE)算法在10～50个特征波长内进行变量筛选，发现采用30个特征波长时具有最优的叶绿素含量检测能力，同时通过连续投影(SPA)算法进行特征波长筛选，2种算法共得到7个重合特征波长，又通过对波段和叶绿素含量进行相关性分析，剔除低相关性波段，最终得到6个特征波长。根据筛选出的特征波长对接触式图像传感器波段进行选型，设备的硬件主要包括传感器图像采集、主控制器、电源等模块，实现作物叶部近红外和可见光反射光谱数据采集、处理、显示和存储功能。开展传感器性能测试和田间应用测试，通过分析获取的多光谱图像的反射率构建叶绿素含量偏最小二乘(PLS)检测模型，验证集决定系数为0.705；通过分析各植被指数与叶绿素含量的相关性，选取了相关性较高的归一化红边植被指数(NDRE)、绿红差值植被指数(GMR)和地面叶绿素指数(MTCI)进一步组合建模，检测模型精度提高到0.713，最终将模型嵌入系统实现了田间叶绿素含量快速检测，为作物长势分析提供了技术支持。

关键词：叶绿素含量检测；多光谱成像；特征波长

中图分类号：S237　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1000-1298(2024)S2-0255-08

Contact-based Crop Chlorophyll Detection System Based on Feature Wavelengths

ZHANG Chunqi[1]　LIU Mengshu[2]　CHAO Jinyang[1]　TANG Bin[1]　LI Minzan[1]　SUN Hong[1]

(1. *Key Laboratory of Smart Agriculture Systems, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing* 100083, *China*
2. *Yantai Institute of China Agricultural University, Yantai* 264670, *China*
3. *Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Based on the sensitive characteristics of chlorophyll molecules to light absorption and reflection in the visible and near-infrared spectral range (400~1 000 nm), a crop chlorophyll detector based on a contact image sensor can be designed to achieve non-destructive, rapid, and accurate detection of crop chlorophyll content. Firstly, a hyperspectral camera was used to collect the reflection spectrum of cornleaves in the range of 397 ~ 1003 nm, and the true value of leaf chlorophyll content was extracted by using spectrophotometry. Nextly, the screening of chlorophyll-sensitive response wavelengths was carried out. The Monte Carlo uninformative variable elimination (MC-UVE) algorithm was used to screen variables within the range of 10 to 50 feature wavelengths, and it was found that using 30 feature wavelengths provided the optimal detection capability for chlorophyll content. Simultaneously, the successive projections algorithm (SPA) was employed for feature wavelength screening. The two algorithms yielded a total of seven overlapping feature wavelengths. Further, through correlation analysis between the bands and chlorophyll content, low-correlation band was eliminated, ultimately resulting in six feature wavelengths. The selected feature wavelengths were used to choose the bands for the contact image sensor. The hardware of the device mainly

收稿日期：2024－07－28　修回日期：2024－09－26

基金项目：国家自然科学基金项目(32371995)、山东省重点研发计划(重大科技创新工程)项目(2022CXGC020708-1)和中国农业大学研究生教改项目(JG202026、QYJC202101、JG202102、BH2022176)

作者简介：张春琪(2001—)，女，硕士生，主要从事农业信息化技术研究，E-mail: sy20233081830@cau.edu.cn

通信作者：孙红(1980—)，女，教授，博士生导师，主要从事农业信息化技术研究，E-mail: sunhong@cau.edu.cn

included sensor image acquisition, main controller, display, and other modules, which realized the functions of near-infrared and visible light reflection spectrum data acquisition, processing, display, and storage of crop leaves. Sensor performance tests and field application tests were conducted. By analyzing the reflectivity of the obtained multispectral images, a partial least squares detection model for chlorophyll content was constructed, with a coefficient of determination for the validation set of 0.697. By analyzing the correlation between various vegetation indices and chlorophyll content, the normalized difference red edge (NDRE), green minus red (GMR), and normalized difference red edge (MTCI) vegetation indices with higher correlation were selected for further combined modeling, improving the detection model accuracy to 0.706. The model was embedded into the system, ultimately achieving rapid detection of chlorophyll content in the field and providing technical support for crop growth analysis.

Key words: chlorophyll content detection; multispectral imaging; feature wavelength

0 引言

叶绿素是植物进行光合作用最主要的色素,对叶片叶绿素含量的检测是分析作物生长状态、营养状况的重要技术手段[1-3]。传统基于分光光度计的作物叶绿素含量检测过程复杂,需要进行叶片的采样、粉碎、称量以及萃取等流程,费时费力[4]。因此利用光谱技术针对叶绿素分子在不同波段对光的吸收和反射的敏感特性可以实现作物叶绿素含量的无损、快速和准确检测[5-7]。

叶绿素对光的吸收和细胞的结构使得叶片在可见光与近红外区间具有光的强反应特性[8-9]。利用叶绿素在光谱的反应特征,郑涛等[10]使用自适应重加权算法(CARS)在高光谱数据中筛选得到23个叶绿素含量敏感波长,建立了马铃薯叶片叶绿素含量偏最小二乘回归模型,预测精度达到0.80。WANG等[11]利用无人机多光谱图像数据计算的26个植被指数建立冬小麦叶绿素含量检测模型,为晚冬小麦的品种筛选提供了技术支持。

考虑高光谱仪器光谱数据的高冗余性,体积较大以及性价比低等因素,研究人员基于小型多光谱传感器开发了效率更高、使用更便捷的设备[12-14],来满足农田实际应用的需求。李佳盟等[15]基于作物叶绿素光谱响应特征波长筛选与优化,使用干涉滤波光学传感器(AS726X),开发了一款便携式作物叶绿素检测仪,检测模型精度达到0.69。刘豪杰等[16]基于多波段光谱探测仪建立了基于550、650、766、850 nm 4个波长以及3个植被指数的多品种玉米叶绿素含量检测模型,预测精度可达0.684。但现有成像光谱设备易受环境干扰,如变化的环境光、复杂的大田种植环境都会对成像造成影响[17-20]。

同时SONG等[21]分析表明,基于全光谱变量建立的玉米作物叶绿素含量检测模型精度低于特征波长变量筛选后的模型。为了防止叶绿素含量检测冗余频带的增加,提高叶绿素检测的效率和精度,需要筛选叶绿素敏感响应波长,使传感器的扫描波段覆盖特征波长。另一方面,随着作物的生长或受到胁迫,光谱曲线存在"红移"或"蓝移"现象[22-25],只依靠单一波段反射率难以稳定解析这种动态变化。因此不仅需要从叶绿素敏感波段出发,还需要结合相关植被指数,来建立叶绿素检测模型,以此来支持田间高效精确检测。

因此,针对传统相机尺寸大、价格昂贵、环境干扰较多等问题,本文设计基于特征波长选型的便携接触式图像传感器,直接接触作物叶片来获取叶片多光谱图像,再通过提取多光谱图像中的光谱波段信息并结合植被指数建立高精度叶绿素诊断模型,最后嵌入系统。

1 叶绿素敏感波长筛选

1.1 数据采集

为了选取叶绿素特征波长,采用Specim IQ型高光谱成像系统于河南省新乡市中国农业科学院新乡综合实验基地采集4种不同病害等级80株玉米叶片高光谱图像,高光谱波长为397.3~1 003.5 nm,分辨率为3 nm。为消除太阳光照不均匀等因素对反射率的影响,在原始高光谱图像上放置白板对反射率进行黑白校正。用软件ENVI 5.3选取叶片感兴趣区域,提取玉米叶片的光谱反射率。由于光谱曲线的两边缘区噪声较大,在研究中截取波长431.9~951.2 nm作为有效光谱范围进行分析。

1.2 数据分析

为了消除固体颗粒、环境噪声、杂散光以及相机性能的影响,对数据进行小波变换处理。处理后的反射率曲线如图1所示,在可见光波段,由于叶绿素对蓝紫光和红光的强吸收能力,使得光谱曲线在431~500 nm处和630~700 nm处形成反射率波谷;叶片对绿光吸收能力弱,在550 nm附近处形成绿色反射峰;受到叶肉内海绵组织结构内的空腔反射率增强影响,曲线在近红外区700~750 nm反射率急剧上升,在750~850 nm具有较高的反射率,其中在940 nm附近出现微弱的水分子吸收谷区。由此可知,作物叶片光谱响应特性由植物色素、细胞组织结构和水分分子共同影响。

计算4种不同染病程度的玉米叶片平均反射率曲

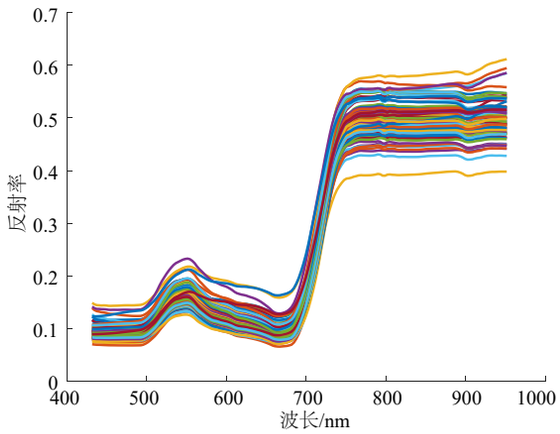


图1　玉米叶片反射率曲线

Fig. 1　Reflectance curves of corn leaves

线，如图2所示。可知，随着病害程度的增加，叶片的细胞结构遭到病菌的破坏，使其部分功能丧失，造成叶绿素含量和水分含量减少，使得叶片反射率在可见光部分升高；之后反射率在“红边”处相交，由于叶片细胞壁等结构的破坏使得叶片组织空气和细胞界面散射降低，近红光波段区域反射率下降，叶片病害程度越高，叶片反射率下降越明显。

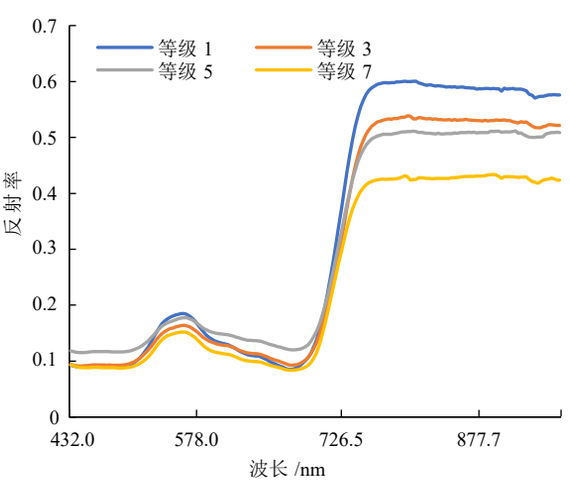


图2　不同病害程度叶部反射率曲线

Fig. 2　Reflectance curves of leaves with different degrees of disease

叶绿素含量的测量使用分光光度法，去除叶片的茎后，将0.4 g叶片样品剪成2~5 cm段，浸入含有40 mL 95%乙醇溶液的试管中，并置于黑暗环境中放置48 h直至完全失绿。使用紫外可见分光光度计测量浸提液在波长649、665 nm的吸光度。

1.3　叶绿素含量特征波长筛选

1.3.1　数据分析

分析光谱反射率与叶绿素含量之间的相关性，结果如图3所示。在波长563~583 nm和波长693~696 nm处反射率较高，相关性系数绝对值高于0.6，在波长572 nm和696 nm分别达到负相关峰值−0.6127和−0.6169；在波长738 nm之后相关性较为稳定，相关绝对值在0.4附近。由相关性曲线可知，相邻波长之间的相关性系数较为接近。如果只选取相关系数较高者为特征波长，会存在波长冗余与多重共线性等问题。因此使用Kennard-Stone算法按照比例4∶1划分为建模集（64个）和验证集（16个），对建模集继续开展特征波长筛选。

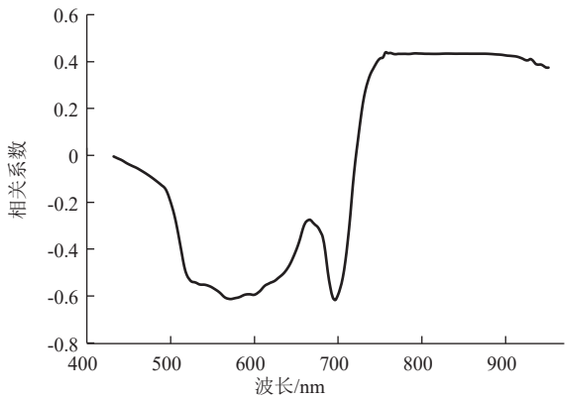


图3　光谱反射率与叶绿素含量相关系数曲线

Fig. 3　Correlation coefficient curve between spectral reflectance and chlorophyll content

1.3.2　基于MC-UVE的特征波长区间优化

因为高光谱图像的光谱数据量大，波段存在冗余信息，会增加判别模型的计算量，降低模型的计算效率和精度，所以需要对光谱数据进行降维处理。

采用蒙特卡洛无信息变量消除（MC-UVE）算法对波长431.9~951.2 nm范围175个波长数据进行筛选。设置迭代次数为50，以10为间隔来筛选10~50个特征波长，再分别建立叶绿素含量偏最小二乘检测模型，建模结果以建模集和验证集的决定系数和均方根误差为评价参数。建模结果如表1所示，可知，随着波长数量增加，建模集R_C^2呈逐渐上升趋势，但是验证集R_V^2呈先上升再下降趋势，波段数量为30时验证集R_V^2值最高且RMSEV最小，模型稳定性和鲁棒性最佳。可见特征波长数量的增加会导致波长之间产生冗余信息，对检测模型的精度造成影响。

表1　特征波长建模结果

Tab. 1　Dynamic performance indicators

波段个数	建模集		验证集	
	R_C^2	RMSEC/(mg·L^{-1})	R_V^2	RMSEV/(mg·L^{-1})
10	0.884	2.09	0.730	2.118
20	0.886	2.072	0.733	2.019
30	0.889	2.007	0.801	1.745
40	0.894	1.996	0.783	1.863
50	0.922	1.71	0.718	2.129

由图4可知30个特征波长分布情况，这些波段基本覆盖叶绿素吸收的蓝光区（波长431.9 nm）、红光区（波长598.6~675.7 nm）、叶绿素反射的绿光区（波长507.5~530.9 nm）、红边变化区（波长714.5~774.6 nm）和叶片结构反射的近红外区（波长801.8~951.2 nm）。

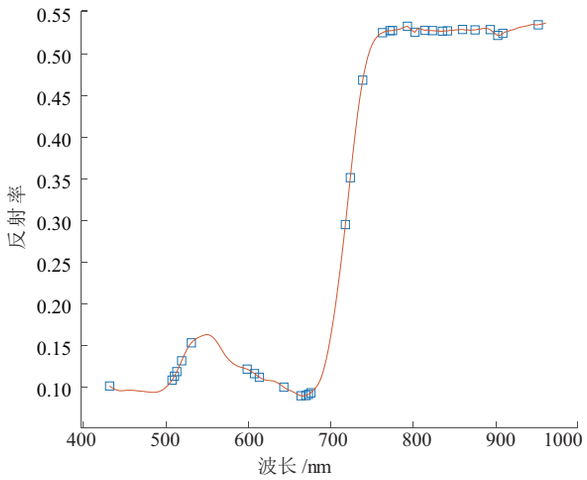


图4 特征波长分布

Fig. 4 Reflectance curve of corn leaves

1.3.3 基于SPA的特征波长提取

连续投影算法(Successive projections algorithm, SPA)目前已被广泛应用在光谱特征波长提取中。SPA可以通过选择冗余信息最少的光谱数据从而达到降低玉米样本各变量间的相关性的效果,最终使得获取到的光谱波段间具有最小的共线性。进行SPA计算时,算法设置选择的特征波长数量范围为6~12,最终选出10个特征波长:431.9、513.2、598.6、663.8、714.5、744.5、795.7、801.7、892.9、948.1 nm。建立叶绿素偏最小二乘回归(PLSR)模型,R_C^2和R_V^2分别为0.862和0.80,RMSEC和RMSEV分别为2.223 mg/L和1.839 mg/L。

1.3.4 特征波长选择

统计MC-UVE与SPA算法筛选出的特征波长,得到7个重合波长,分别为431.9、513.2、598.6、663.8、714.5、801.7、948.1 nm,又可知波长431.9 nm的反射率与叶绿素含量的相关性较低,所以最终传感器中心波长选择为513、599、664、715、801、948 nm。

最终筛选出的波长分布较为均匀,这些波段可以反映叶绿素对绿光的强反射和对蓝光、红光的强吸收的可见光波段范围,此外还包含细胞组织结构变化对近红外的反射以及水分弱吸收的近红外波段。对叶绿素敏感波段的明确,对于指导传感器波长的选型具有极大的参考价值。

2 系统总体设计

2.1 硬件设计

为了满足降低大田环境干扰、提升图像数据质量的需求,以及实现作物叶绿素含量原位高效检测,设计基于多光谱分析和图像采集的自主光源多光谱成像接触式作物叶部检测设备。

该系统整体结构如图5所示。主要由主控模块、图像采集模块和滑动模块构成。其中主控模块包括主控制器、电池模块、显示模块和存储模块,负责多模块协同完成对图像数据进行采集、处理分析和储存,并对数据进行传输和结果展示。图像采集模块包括接触式图像传感器(Contact image sensor, CIS),负责采集作物叶片的多光谱图像数据。滑动模块包括2个转动轴,使得接触式图像传感器在叶片上方能够连续平滑地移动进行扫描,获得完整叶片图像。

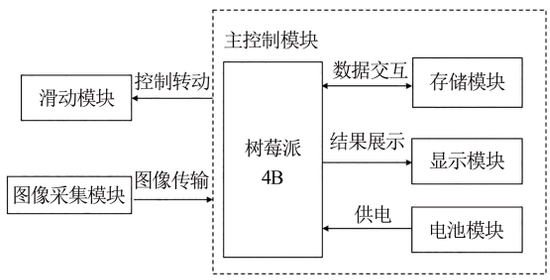


图5 硬件整体框图

Fig. 5 Overall hardware design

2.2 主控模块

主控器选用的是树莓派4B主板,处理器为BCN2711B0四核1.5 GHz Cortex-A72 ARM架构,拥有8 GB运行内存,运行系统为Windows 10 arm,支持搭建Python开发环境,实现对图像数据的采集和保存功能,并支持连接显示模块查看图像数据采集状况。该主控板通过外置USB口连接图像采集板,来控制图像采集模块实现图像采集。

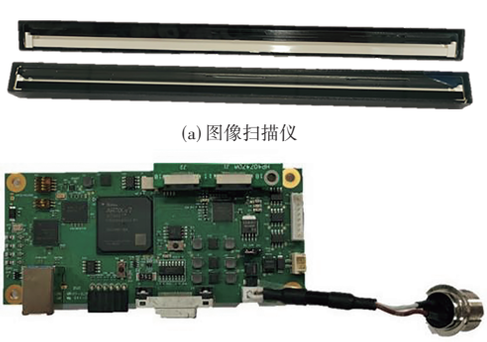
电池模块采用的是12 V 3 000 mA·h锂电池供电,同时连接5 V电源稳压器为图像采集卡提供稳压电源。

显示模块采用的是7英寸HDMI电容触摸显示屏,分辨率为1 024像素×600像素。

2.3 图像采集模块

图像采集模块采用的是山东威海华凌公司生产的一款新型接触式图像传感器(Contact image sensor, CIS),由图像采集板连接2个图像扫描仪构成,如图6所示。图像采集板型号为U100,图像扫描仪型号分别为SML2R183Z-240127、240126。

图像扫描仪由发光二极管(Light-emitting diode, LED)光源阵列、微自聚焦棒状透镜阵列(Rod lens array)、光电传感器(Photoelectric sensor, PT)阵列及其电路板、



(a) 图像扫描仪

(b) 图像采集板

图6 接触式图像传感器

Fig. 6 Contact image sensor

保护玻璃、外壳等部分组成，如图7所示，是一种新型光电成像传感器。当CIS工作时，LED光源阵列发出的光线直射到待扫描物体表面，从其表面反射回的光线经微自聚焦棒状透镜阵列，成像在PT阵列上，被转换为电荷存储起来实现光电转换。它是一种将感光单元紧密排列，直接收集被扫描物体反射的光谱信息的扫描相机，因为整体集成性较高，使得结构更为紧凑，体积较小。

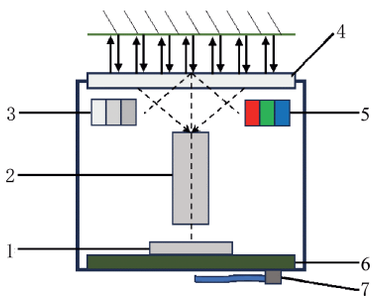


图7　图像扫描仪结构

Fig. 7　Structure of image scanner

1. 光电传感器阵列　2. 棒状透镜　3. 近红外光源阵列　4. 保护玻璃
5. RGB光源阵列　6. PCB电路板　7. 连接线

CIS中用来采集多光谱图像的光波长范围可以定制，同时在图像采集过程中，其较短的工作距离（1~3 mm）使得可由自带的光源提供光环境，有效降低了外界复杂的光环境条件对图像造成的干扰。

该CIS的时钟频率最高为16 MHz，扫描宽度为183 mm，额定电压为5 V，额定电流为2 A。传感器扫描波长根据筛选出的叶绿素特征波长进行定制，1个扫描仪波段中心分别为可见光部分3个波长（513、599、664 nm），得到RGB图像；另1个为近红外（Near infrared，NIR）区域3个波长（715、801、948 nm），得到NIR图像。

使用图像采集板来连接控制图像扫描仪采集图像数据，通过18针的FFC排线使图像采集板分别连接2个扫描仪，实现数据传输和模/数信号的转换。

2.4　滑动模块

为了使图像扫描仪能够在叶片上方连续平滑地扫描整个叶片，添加由2个转动杆组成的转动模块。当手持设备在叶片上方扫描图像时，可以使传感器在同一水平面上移动得更加平滑，得到清晰完整的叶片图像。

2.5　系统整体结构

使用Unigraphics NX软件，设计了设备外壳，并用3D打印机进行打印组装，组装好的实物整体结构如图8所示。

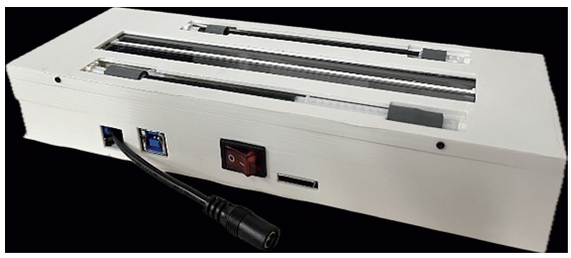


图8　硬件整体结构图

Fig. 8　Overall hardware structure diagram

2.6　软件设计

软件系统包括RGB-NIR图像采集、图像分割、作物光谱参数提取、反射率计算并校正、叶绿素含量检测、结果储存和显示。主要流程为：首先对采集的RGB-NIR图像进行图像分割，将RGB-NIR图像分割成2幅图像，对2幅多光谱图像分别进行单通道分离，提取各个通道的光谱参数，得到6个特征波长对应的反射率数据，并对反射率进行校正，根据建立的叶绿素含量检测模型来实现对叶绿素含量的预测，系统流程如图9所示。

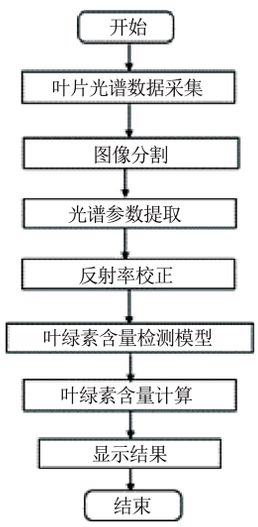


图9　软件流程图

Fig. 9　Software flow image

3　传感器性能测试

为了检验传感器在大田环境下采集作物叶片多光谱图像信息时的稳定性和准确性，对系统进行性能测试，主要包括：光源稳定性测试和反射率校正。

3.1　设备光源稳定性测试

由于田间实验时间较长，实验测量图像数据个数较多，所以要对连续工作下的传感器进行光源稳定性测试。在电源供电充足且电压稳定的情况下，使传感器连续工作1 h同时拍摄四阶灰度板图像样本，平均采样间隔为60 s，采集样本数据共60个。对采集的图像样本分别计算四阶灰度板的灰度平均值，通过计算其灰度值的离散系数作为衡量设备光源稳定性的标准，离散系数越大，表明其离散程度越高，光源稳定性越差。离散系数计算公式为

$$V_s = \frac{\sigma}{\mu} \times 100\% \tag{1}$$

其中

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(X_i - \mu)^2} \tag{2}$$

式中　N——样本总数，取60　i——样本序号

X_i——样本值　V_s——离散系数

σ——标准差　μ——样本均值

通过统计样本灰度可知，在设备连续工作1 h内，图像灰度变化不大，如图10所示。其中反射率5%、18%、50%、99%灰度板图像计算的离散系数分别为3.17%、2.04%、0.73%和0.12%，如表2所示。可知样本灰度值离散系数较小，变化波动较小，说明传感器在长时间作业的条件下光源运行较为稳定。

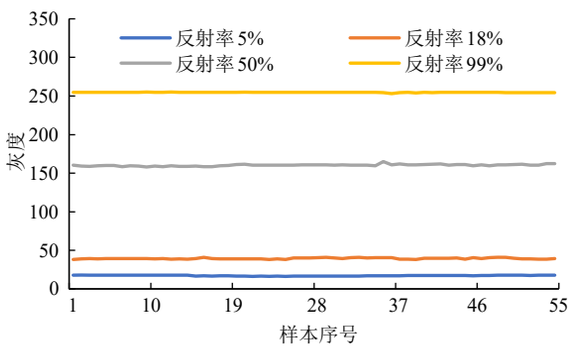


图10　灰度值连续观测图

Fig. 10　Grayscale continuous observation map

表2　样本离散系数

Tab. 2　Sample dispersion coefficient

参数	反射率5%	反射率18%	反射率50%	反射率99%
样本均值	17.18	39.38	160.38	254.66
标准差	0.54	0.80	1.17	0.32
离散系数/%	3.17	2.04	0.73	0.12

3.2　传感器反射率校正

通过反射率校正更加准确地获取作物光谱信息，使得叶绿素含量检测模型更加精确。实验使用四灰度标准反射板对传感器采集到的6个波长反射率进行校正，图像扫描仪距离标准反射板高度为3 mm左右，同步获取标准反射率为5%、18%、50%、99%的反射图谱，如图11所示。并对图像计算标准色卡灰度值，提取6个波长在不同灰度级上的原始光谱值，并与标准反射值进行线性回归校正。

设置标准值L_0为100%反射率，对应灰度为255。反射率计算公式为

$$R_n = L_n/L_0 \tag{3}$$

式中　n——灰度等级，n取1，2，3，4

R_n——对应灰度等级反射率

L_n——传感器扫描图像灰度

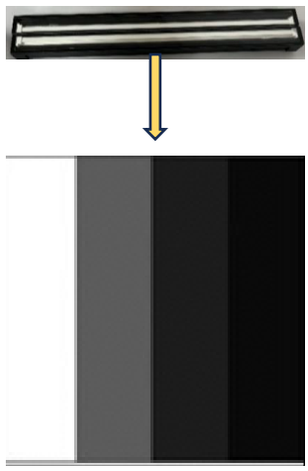


图11　反射率校正

Fig. 11　Reflectance correction

校正公式如表3所示，表中R为校正后反射率，r为校正前反射率。

表3　反射率校正公式

Tab. 3　Reflectance correction formula

波长/nm	校正公式	R^2
513	R=0.998 89r−0.034 8	0.996
599	R=0.994 68r−0.029 5	0.996
664	R=1.002 82r−0.022 4	0.999
715	R=1.002 36r−0.053 2	0.992
801	R=1.002 28r−0.042 7	0.995
948	R=1.000 41r−0.036 9	0.996

4　田间叶绿素检测应用

4.1　田间数据采集

该实验于2024年5月在河南省新乡市中国农业科学院新乡综合实验基地进行，采集3种不同病害等级的110株小麦白粉病叶片多光谱图像。在3 mm左右的近距离接触工作状态的条件下，同步触发RGB、NIR 2个图像扫描仪对不断运动的小麦发病叶片进行线性扫描，同时采集RGB和NIR多光谱图像。对采集的图像数据进行图像分割和处理，提取出6个波长对应的反射率，并根据校正公式进行反射率校正。使用Kennard-Stone算法将样本数据划分为建模集(72个)和验证集(38个)，数据集统计结果如表4所示，总样本叶绿素含量为14.29~37.689 mg/L，均值为26.636 4 mg/L；建模集叶绿素含量分布覆盖验证集。

表4　数据集划分结果

Tab. 4　Dataset segmentation results

数据集	样本数	叶绿素含量最小值/(mg·L^{-1})	叶绿素含量最大值/(mg·L^{-1})	叶绿素含量平均值/(mg·L^{-1})	叶绿素含量标准差/(mg·L^{-1})
总样本	110	14.29	37.689	26.636 4	4.38
建模集	72	14.29	37.689	27.132 7	4.677
验证集	38	20.689	35.675	26.443 8	3.749

因6个波长之间存在一定的相关性，通过结合植被指数进行多个波长信息之间的组合，减少单一波长光谱吸收响应不稳定性，进而提升叶绿素含量模型的精度。因植被指数变量个数较多，通过分析植被指数与叶绿素

含量之间的相关性进行变量筛选。

常用植被指数与叶绿素含量的相关性如图 12 所示，所以选择绿红差值植被指数（GMR）[26]、归一化差异红边植被指数（NDRE）[27]、地面叶绿素指数（MTCI）[28]3 种植被指数参数与 6 个光谱特征参数相结合，构建叶绿素含量检测模型。选取植被指数计算公式如表 5 所示，其中 R 为 664 nm 反射率，G 为 599 nm 反射率，NIR_{715} 为 715 nm 反射率，NIR_{801} 为 801 nm 反射率。

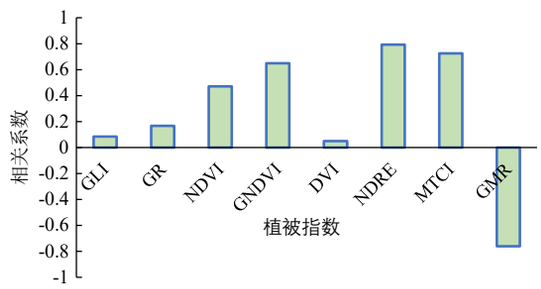


图 12　植被指数与叶绿素含量相关性

Fig. 12　Correlation between vegetation index and chlorophyll content

表 5　植被指数计算公式

Tab. 5　Vegetation index calculation formula

植被指数	计算公式
绿红差值植被指数(GMR)	$GMR=G-R$
地面叶绿素指数(MTCI)	$MTCI=\frac{NIR_{801}-NIR_{715}}{NIR_{801}-R}$
归一化差异红边植被指(NDRE)	$NDRE=\frac{NIR_{801}-NIR_{715}}{NIR_{801}+NIR_{715}}$

4.2　田间叶绿素检测模型建立

依据特征波长校正前后的数据分别建立叶绿素含量偏最小二乘（Partial least squares，PLS）回归模型。使用均方根误差（RMSE）以及决定系数（R^2，其中 R_C^2 和 R_V^2 分别表示建模集和预测集准确性）来对模型的诊断能力进行评估，其中 RMSE 用于测量实验结果的离散度，而 R^2 用于表示模型的拟合度。

模型测量精度如表 6 所示。可知，校正前后检测模型验证集 R^2 分别为 0.677 和 0.705，表明依靠高光谱图像数据筛选出来的特征波长能够准确实现对作物叶绿素含量的检测，且经过对传感器反射率的校正，可以使得预测结果更加准确。

将反射率与植被指数相结合也能够提高叶绿素检测模型精度，建模集和验证集的 R^2 提高至 0.759 和 0.713，均方根误差也较之减小，表明模型稳定性有所提高，模型散点图如图 13 所示。证明了通过高光谱特征筛选的光谱特征参数结合植被指数参数的组合获得的预测模型，能够较好地预测病害叶片叶绿素含量的变化，可以更好地实现对病害作物叶片叶绿素含量高效、无损的检测。

表 6　叶绿素含量建模结果

Tab. 6　Modeling results of chlorophyll content

数据集		建模集		验证集	
		R_C^2	RMSEC/(mg·L^{-1})	R_V^2	RMSEV/(mg·L^{-1})
校正前	6 个波长反射率	0.748	5.303	0.677	4.770
校正后	6 个波长反射率	0.746	5.293	0.705	4.596
	6 个波长反射率+3 个植被指数	0.759	5.201	0.713	3.923

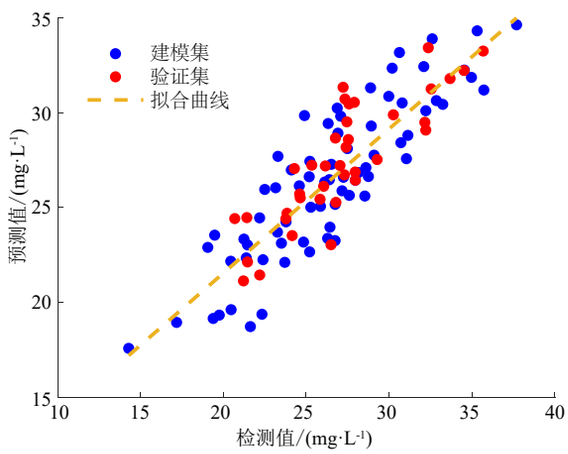


图 13　6 波段+3 种植被指数建模检测结果

Fig. 13　6-band+3 vegetation index modeling and detection results

5　结论

（1）为了减少多光谱波段之间的信息冗余，基于叶绿素在可见光和近红外光谱中表现出来的反射特性的差异，使用高光谱图像数据，开展了叶绿素敏感波段的筛选。使用 MC-UVE 在 10～50 个特征波长范围内进行变量筛选，30 个特征波长时叶绿素含量检测能力最强，同时又通过 SPA 进行特征波长筛选，2 种算法最终得到 6 个特征波长。

（2）根据筛选出的特征波长进行接触式图像传感器选型，为了使采集到的光谱数据更加准确，根据标准灰度反射板对传感器的反射率进行校正，同时还验证了传感器自带光源的稳定性，证明设备具备长时间在大田环境进行实验的可行性。

（3）以 6 个光谱特征波长和 3 个光谱植被指数作为特征变量，建立叶绿素含量 PLS 检测模型，训练集和验证集 R^2 分别为 0.759 和 0.713，表明通过高光谱数据筛选的光谱特征参数结合植被指数参数获得的预测模型，能够较好地预测病害叶片叶绿素含量。

参　考　文　献

[1]　肖天璞，杨丽，张东兴，等.基于叶绿素荧光成像的玉米苗期叶片光合特性垂直分布[J].农业工程学报，2022，38(16)：162－171.

[2]　GAO D，QIAO L，AN L，et al. Diagnosis of maize chlorophyll content based on hybrid preprocessing and wavelengths optimization[J].

Computers and Electronics in Agriculture, 2022,197: 106934.
[3] SID'KO A F, BOTVICH I Y, PIS'MAN T I, et al. Estimation of the chlorophyll content and yield of grain crops via their chlorophyll potential[J].Biophysics,2017,62:456 - 459.
[4] DIKIO E D, ISABIRYE D A. Determination of chlorophyll-a, pheophytin-a and β-carotene contents of isolated photosynthetic reaction centre complexes[J].Asian Journal of Chemistry,2011,23(11):5001 - 5003.
[5] ZHANG J, PU R, WANG J, et al. Detecting powdery mildew of winter wheat using leaf level hyperspectral measurements[J]. Computers And Electronics in Agriculture,2012,85: 13 - 23.
[6] SU Wei, ZHAO Xiaofeng, SUN Zhongping, et al. Estimating the corn canopy chlorophyll content using the Sentinel-2A image [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2019,39(5):1535 - 1542.
[7] LIU Yang, AN Lulu, WANG Nan, et al.Leaf area index estimation under wheat powdery mildew stress by integrating UAV based spectral, textural and structural features[J].Computers and Electronics in Agriculture,2023,213:108169.
[8] NETO A J S, LOPES D C, PINTO F A C, et al. Vis/NIR spectroscopy and chemometrics for non-destructive estimation of water and chlorophyll status in sunflower leaves[J].Biosystems Engineering, 2017, 155:124 - 133.
[9] ZHANG Wen, CHEN Gong, WU Hongzhi, et al.Evaluation of lawn color and chlorophyll concentration using hyperspectral index[J].IOP Conference Series:Earth and Environmental Science,2020,615(1):012127.
[10] 郑涛,刘宁,孙红,等.基于高光谱成像的马铃薯叶片叶绿素分布可视化研究[J].农业机械学报,2017,48(增刊):153 - 159,340.
ZHENG Tao, LIU Ning, SUN Hong, et al. Visualization of chlorophyll distribution of potato leaves based on hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48 (Supp): 153 - 159,340. (in Chinese)
[11] WANG W, CHENG Y, RENY, et al. Prediction of Chlorophyll content in multi-temporal winter wheat based on multispectral and machine learning[J]. Frontiers in Plant Science, 2023,13:896408.
[12] SONG D, QIAO L, GAO D, et al. Development of crop chlorophyll detector based on a type of interference filter optical sensor[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2021,187: 106260.
[13] MIN M, LEE W S. Design of a hyperspectral nitrogen sensing system for orange leaves [J].Computers and Electronics in Agriculture, 2009,63:215 - 226.
[14] 唐伟杰,王楠,刘国辉,等.基于光环境校正的便携作物叶绿素检测仪设计[J].农业机械学报,2022,53(增刊1):249 - 256.
TANG Weijie, WANG Nan, LIU Guohui, et al. Design of portable crop chlorophyll detector with ambient light correction [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53 (Supp.1): 249 - 256. (in Chinese)
[15] 李佳盟,王楠,李震,等.基于特征波长优化的便携式作物叶绿素检测仪研究[J].农业机械学报,2023,54(增刊2):270 - 277.
LI Jiameng, WANG Nan, LI Zhen, et al. Development of handheld chlorophyll detector based on characteristic wavelengths optimization [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp.2): 270 - 277. (in Chinese)
[16] 刘豪杰,赵毅,文瑶,等.基于多波段光谱探测仪的玉米冠层叶绿素含量诊断[J].农业机械学报,2015,46(增刊):228 - 233,245.
LIU Haojie, ZHAO Yi, WEN Yao, et al. Diagnosis of chlorophyll content in corn canopy leaves based on multispectral detector [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46 (Supp): 228 - 233,245. (in Chinese)
[17] LOWE A, HARRION N, FRENCH A P. Hyperspectral image analysis techniques for the detection and classification of the early onset of plant disease and stress[J]. Plant Methods, 2017,13:896408.
[18] HU J, FENG H, WANG Q, et al. Pretrained deep learning networks and multispectral lmagery enhance maize LCC, FVC, and maturity estimation[J]. Remote Sensing,2024,16(5):784.
[19] SONOBE R, HIRONO Y, OI A. Non-destructive detection of tea leaf chlorophyll content using hyperspectral reflectance and machine learning algorithms[J]. Plants (Basel),2020,9(3):368.
[20] BORSUK A M, BRODERSON C R. The spatial distribution of chlorophyll in leaves1[J]. Plant Physiology (Bethesda), 2019,180(3): 1406 - 1417.
[21] SONG Di, GAO Dehua, SUN Hong, et al.Chlorophyll content estimation based on cascade spectral optimizations of interval and wavelength characteristics[J].Computers and Electronics in Agriculture,2021,189:106413.
[22] TANG Weijie, WANG Nan, ZHAO Ruomei, et al.Chlorophyll detector development based on snapshot-mosaic multispectral image sensing and field wheat canopy processing[J].Computers and Electronics in Agriculture,2022,197:106999.
[23] GAO Dehua, QIAO Lang, AN Lulu, et al. Estimation of spectral responses and chlorophyll based on growth stage effects explored by machine learning methods[J].The Crop Journal,2022,10(5):1292 - 1302.
[24] ZHAO Ruomei, AN Lulu, TANG Weijie, et al. Improving chlorophyll content detection to suit maize dynamic growth effects by deep features of hyperspectral data[J].Field Crops Research,2023,297:108929.
[25] 李倩倩,许宁.植被覆盖地区的高光谱油气勘探技术研究现状[J].地质力学学报,2015,21(2):142 - 150.
[26] 史培华,王远,袁政奇,等.基于冠层RGB图像的冬小麦氮素营养指标监测[J].南京农业大学学报,2020,43(5):829 - 837.
SHI Peihua, WANG Yuan, YUAN Zhengqi, et al.Estimation of wheat nitrogen nutrition indices in winter wheat based on canopy RGB images[J].Journal of Nanjing Agricultural University,2020,43(5):829 - 837. (in Chinese)
[27] 束美艳,顾晓鹤,孙林,等.基于新型植被指数的冬小麦LAI高光谱反演[J].中国农业科学,2018,51(18):3486 - 3496.
SHU Meiyan, GU Xiaohe, SUN Lin, et al. High spectral inversion of winter wheat LAI based on new vegetation index[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(18): 3486 - 3496. (in Chinese)
[28] 何彩莲,郑顺林,周少猛,等.基于高光谱植被指数的马铃薯叶片叶绿素含量估测模型[J].华南农业大学学报,2016,37(5):45 - 49.