

## 基于高光谱和卷积神经网络的西兰花农药残留检测

王丹, 栾雨晴, 谭佐军, 魏薇

## Pesticide Residue Detection in Broccoli Based on Hyperspectral Technology and Convolutional Neural Network

WANG Dan, LUAN Yuqing, TAN Zuojun, and WEI Wei

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13386/j.issn1002-0306.2024020189>

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

基于遗传算法和深度神经网络的近红外高光谱检测猪肉新鲜度

Detection of Pork Freshness Using NIR Hyperspectral Imaging Based on Genetic Algorithm and Deep Neural Network

食品工业科技. 2024, 45(17): 345-351 <https://doi.org/10.13386/j.issn1002-0306.2023120096>

基于主成分分析和人工神经网络的近红外光谱大豆产地识别

Soybean Origin Identification Based by Near-Infrared Spectrum Based on Principal Component Analysis and Artificial Neural Network Model

食品工业科技. 2021, 42(9): 270-274 <https://doi.org/10.13386/j.issn1002-0306.2020060271>

不同解冻方式对速冻西兰花品质影响

Effect of Different Thawing Methods on Quality of Quick-frozen Broccoli

食品工业科技. 2020, 41(16): 266-270 <https://doi.org/10.13386/j.issn1002-0306.2020.16.042>

西兰花茎提取液对西兰花贮藏品质的影响

Influence of Broccoli Stem Extract on the Storage Quality of Broccoli Heads

食品工业科技. 2022, 43(16): 355-362 <https://doi.org/10.13386/j.issn1002-0306.2021110104>

基于电子鼻和BP神经网络对‘黑珍珠’鲜食玉米产地的区分和识别

Distinction and Recognition of the 'Black Pearl' Fresh Corn Origin Based on Electronic Nose and BP Neural Network

食品工业科技. 2024, 45(13): 239-245 <https://doi.org/10.13386/j.issn1002-0306.2023070135>

不同预冷方式对西兰花货架期品质的影响

Effect of Different Precooling Methods on Shelf Life Quality of Broccoli

食品工业科技. 2020, 41(20): 266-272 <https://doi.org/10.13386/j.issn1002-0306.2020.20.044>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

王丹, 栾雨晴, 谭佐军, 等. 基于高光谱和卷积神经网络的西兰花农药残留检测 [J]. 食品工业科技, 2025, 46(6): 1-8. doi: 10.13386/j.issn1002-0306.2024020189

WANG Dan, LUAN Yuqing, TAN Zuojun, et al. Pesticide Residue Detection in Broccoli Based on Hyperspectral Technology and Convolutional Neural Network[J]. Science and Technology of Food Industry, 2025, 46(6): 1-8. (in Chinese with English abstract). doi: 10.13386/j.issn1002-0306.2024020189

·特邀主编专栏—人工智能在食品工业中的应用(客座主编: 闵巍庆、郭志明、朱金林)·

# 基于高光谱和卷积神经网络的西兰花 农药残留检测

王 丹<sup>1</sup>, 栾雨晴<sup>1</sup>, 谭佐军<sup>2</sup>, 魏 薇<sup>2,\*</sup>

(1. 华中农业大学信息学院, 湖北武汉 430070;

2. 华中农业大学工学院, 湖北武汉 430070)

**摘 要:**农产品农药残留检测是保证农产品食用安全的重要环节, 而传统检测方法步骤繁琐、成本高昂。本文利用高光谱技术结合机器学习算法和深度学习算法, 以西兰花农药残留检测为样本, 提供了一种简便快速、成本低、无损的西兰花农药残留检测方法。研究通过采集喷洒了不同种类农药和清水的西兰花样本 400~1000 nm 高光谱图像, 经过多元散射校正(MSC)、Savitzky-Golay 卷积平滑(SG 平滑)两种数据预处理方法, 和主成分分析法(PCA)、竞争性自适应重加权算法(CARS)、连续投影算法(SPA)三种数据降维后, 建立支持向量机(SVM)识别模型进行农药残留判别。得到 SVM-SG-SPA 组合判别效果最好, 其对高效氯氟菊酯、毒死蜱、吡虫啉和清水的识别精度分别达到 92.86%、94.29%、91.43% 和 92.86%。用原始光谱数据建立一维卷积神经网络(1D-CNN)模型, 其对高效氯氟菊酯、毒死蜱、吡虫啉和清水的识别精度达到 94.29%、95.71%、94.29% 和 97.14%, 识别精度均高于 SVM 模型。结果表明, 高光谱成像技术结合一维卷积神经网络的深度学习算法, 不仅简化了对西兰花农药残留的识别过程, 还提升了识别效率和识别精度。

**关键词:**高光谱技术, 西兰花, 农药残留识别, 卷积神经网络

中图分类号:S24

文献标识码:A

文章编号:1002-0306(2025)06-0001-08

DOI: 10.13386/j.issn1002-0306.2024020189

本文网刊:



## Pesticide Residue Detection in Broccoli Based on Hyperspectral Technology and Convolutional Neural Network

WANG Dan<sup>1</sup>, LUAN Yuqing<sup>1</sup>, TAN Zuojun<sup>2</sup>, WEI Wei<sup>2,\*</sup>

(1. College of Informatics, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China;

2. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

**Abstract:** The detection of pesticide residues in agricultural products is an important step in ensuring the food safety of agricultural products, while traditional detection methods are cumbersome and costly. Using broccoli as a sample, this article used hyperspectral technology combined with machine learning algorithms and deep learning algorithms to provide a simple, fast, low-cost, and non-destructive method for detecting pesticide residues in broccoli. The study collected hyperspectral images in 400~1000 nm of broccoli samples sprayed with different types of pesticides and clean water. Two data preprocessing methods, namely multivariate scattering correction (MSC) and Savitzky-Golay smoothing (SG smoothing), as well as principal component analysis (PCA), competitive adaptive reweighted sampling (CARS), and successive projection algorithm (SPA) were used to reduce the dimensionality. A support vector machine (SVM) recognition model was established for pesticide residue discrimination. The SVM-SG-SPA combination has the best discrimination effect, with recognition accuracy of 92.86%, 94.29%, 91.43%, and 92.86% for high-efficiency cypermethrin,

收稿日期: 2024-02-23

基金项目: 国家自然科学基金(No.42271357)。

作者简介: 王丹(2000-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 模式识别, E-mail: wd20000922@163.com。

\* 通信作者: 魏薇(1981-), 女, 博士, 教授, 研究方向: 农业光电检测、模式识别, E-mail: weiwei1981@mail.hzau.edu.cn。

chlorpyrifos, imidacloprid, and water, respectively. A one-dimensional convolutional neural network (1D-CNN) model was established using raw spectral data, which achieved recognition accuracy of 94.29%, 95.71%, 94.29%, and 97.14% for high-efficiency cypermethrin, chlorpyrifos, imidacloprid, and water, all of which were higher than the SVM model. The results indicated that the combination of hyperspectral imaging technology and deep learning algorithms as 1D-CNN not only simplified the recognition process of pesticide residues in broccoli, but also improved recognition efficiency and accuracy.

**Key words:** hyperspectral technology; broccoli; identification of pesticide residues; convolutional neural network

西兰花(*Brassica oleracea* L. var. *italic* Planch.)

是十字花科芸薹属的一年生或二年生草本植物。在我国种植广泛,其营养价值高,含有丰富的蛋白质、膳食纤维和各种维生素,并且口感较好,在国内市场上广受消费者们的喜爱<sup>[1]</sup>。农户种植西兰花时为了减少病害对产量影响,无法避免地施用农药。然而,在杀死虫害的同时,农药残留超标会对消费者的生命健康以及西兰花种植带来潜在威胁。因此,检测西兰花农药残留十分重要<sup>[2]</sup>。

目前,传统的西兰花农药残留检测方法主要为气、液相色谱法等<sup>[3]</sup>。此类方法准确性较高,但需要较为繁琐的前置步骤,检测成本较高,还对实验对象具有一定的破坏性<sup>[4]</sup>,无法满足实际应用中快速简便且无损的检测要求。近年来,高光谱技术作为一种新技术被应用到农畜产品检测中,其利用判定对象内部分子结构的不同光谱特性,以实现判定对象的识别,这种识别方法相较于传统方法更加简便快速且成本低,还能做到对样本的无损害。基于高光谱技术具快速、低成本的优势,因此已有研究将其应用于部分农产品的农药残留检测之中<sup>[5]</sup>。赵显萱等<sup>[6]</sup>利用光谱信息建立支持向量机(Support Vector Machine, SVM)识别模型,结果表明,SG-PSO-SVM、SG-PCA-GWO-SVM 和 MSC-GS-SVM 的正确率均达到了 95% 以上,为识别薄荷农药残留提供了研究建议。REN等<sup>[7]</sup>针对菠菜农药残留问题,对比了支持向量分类法(SVC)、K 最近邻法(KNN)、随机森林算法(RF)和线性判别分析(LDA)模型,得出 LDA 为最优模型,模型的预测准确度和标准偏差分别为 0.997、0.008。He 等<sup>[8]</sup>提出了快速、准确、无损地检测和识别大蒜韭菜叶上的农药残留方法。基于一维卷积神经网络(1D-CNN)的深度学习模型来识别大蒜韭菜叶上的农药残留,并将该模型与传统机器学习模型进行了比较。结果表明,1D-CNN 在训练集、验证集和测试集上的准确率分别为 98.5%、98.0% 和 97.9%。

为了识别西兰花农药残留,本文采集喷洒了不同种类农药和清水的西兰花样本 400~1000 nm 高光谱图像,分别采用机器学习算法(支持向量机)和深度学习算法(卷积神经网络)建立判别模型<sup>[9]</sup>,对比两种模型识别效果,提供了一种简便快速、成本低、无损的西兰花农药残留检测方法<sup>[10]</sup>。

## 1 材料与方法

### 1.1 材料与仪器

西兰花 产自沽源,购于华中农业大学农贸市场;吡虫啉(10%) 山东恒利达生物科技有限公司;高效氯氰菊酯(4.5%) 南京华州药业有限公司;毒死蜱(40%) 江西中迅农化有限公司。

GaiaField-Pro-V10 便携式高光谱成像仪(采集光谱范围为 397~1021 nm;配备显示器型号为 PHL 279C9,分辨率为 1920×1080) 四川双利合谱科技有限公司。

### 1.2 实验方法

1.2.1 样本制备 参考国家标准(GB 2763-2021,食品安全国家标准)<sup>[11]</sup>中对西兰花(头状花序芸薹属类)农药最大残留限量规定,按照吡虫啉 1 mg/kg,高效氯氰菊酯 1 mg/kg,毒死蜱 0.02 mg/kg 标准,兑水配制农药溶液。将 40 颗西蓝花样品平均分成四组,分别均匀喷洒三种农药和清水,每颗西兰花喷洒 50 mL 溶液,以保证实验中样本上的农药残留量符合上述食品安全国家标准<sup>[12]</sup>。喷洒后,将西兰花样品放置于室温自然吸收 12 h 后,将样本做好标记,进行高光谱图像采集<sup>[13]</sup>。

1.2.2 高光谱数据采集与黑白校正 图 1 为高光谱数据采集系统示意图。高光谱图像在采集的过程中,容易受到环境光线的干扰,为了减少环境光对实验造成的影响,采集高光谱图像时,关闭室内所有光源,仅打开 2 个实验光源,并使用遮光窗帘遮挡外部光线,并且在夜晚进行图像采集<sup>[14]</sup>。

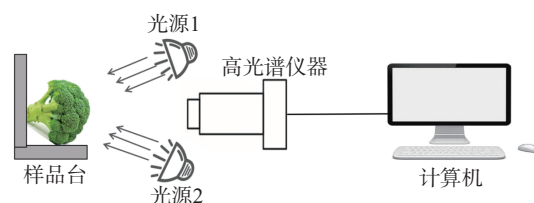


图 1 高光谱采集系统

Fig.1 Hyperspectral imaging system

高光谱图像在采集的过程中,由于实验光源的强度在不同波段下分布不均匀、设备中暗电流空间衍射效率分布差异等因素,导致所获得的数据含有一定的噪声,因此黑白校正的步骤对于高光谱数据必不可少,以减少这类噪声的干扰<sup>[15-16]</sup>。利用黑白校正公式(1)对原始图像进行校正,公式即为:



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

式中:  $R$  为完成黑白校准后的图像,  $I$  为原始图像,  $W$  为白板标定图像,  $B$  为全黑标定图像。

1.2.3 样本感兴趣区域选取 所采集的图像大小为  $960 \times 1101$  像素, 为了消除样本边缘的阴影对数据的干扰, 需要选择单个样本的子集, 即提取高光谱图像中央的部分区域作为感兴趣区域 (Region of Interest, ROI), 以图像中西兰花的中心区域确定为图像的中央部分<sup>[17]</sup>。中心区域选择可以避免光谱强度差异。使用 ENVI5.3 软件提取 ROI, 选取位置如图 2 所示, 根据 ENVI5.3 提供的像素大小选择, 所选择的每个 ROI 的范围为  $30 \times 30$  像素, 根据西兰花的大小, 为了避免区域被重复选择并且 ROI 样本个数足够, 考虑一个有足够的光谱信息和足够的 ROI 样本个数。最终在中心区域选择 35 个 ROI, 最后计算整个 ROI 的反射率平均值作为该样本的反射率<sup>[18]</sup>。实验包含 4 组, 则一共有 1400 个样本。

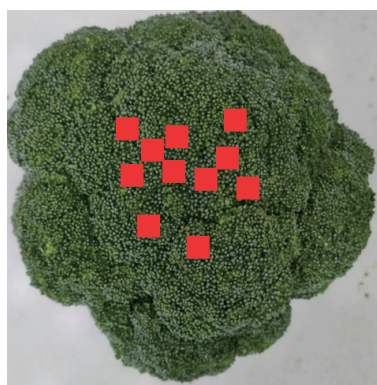


图 2 西兰花样本 ROI 选取示意图

Fig.2 Schematic of selection of ROI on broccoli sample

1.2.4 光谱数据预处理 由于噪声干扰、样本孔隙等因素影响, 数据中存在一些无用信号。为了减少干扰因素对模型的影响、提高模型识别精度, 需对原始数据进行预处理。本研究采用多元散射校正和 Savitzky-Golay 卷积平滑<sup>[19-21]</sup>。

多元散射校正 (Multiple Scatter Correction, MSC) 是一种非常常见的光谱预处理算法, 它的作用是能够减少散射因素对数据的干扰。其计算方法为:

首先, 计算全部数据的平均值:

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad \text{式 (2)}$$

式中:  $\bar{X}$  表示平均光谱,  $n$  表示光谱数量,  $X_i$  表示第  $i$  条光谱。

其次, 对样本数据与上述平均值建立一元线性回归:

$$X_i = a_i \bar{X} + b_i \quad \text{式 (3)}$$

式中:  $a_i$  表示  $X_i$  与平均光谱  $\bar{X}$  进行一元线性回归后得到的偏移系数,  $b_i$  表示  $X_i$  与平均光谱  $\bar{X}$  进行

一元线性回归后得到的平移量。

最后, 计算可得多元散射校正预处理后的数据:

$$X_i(\text{MSC}) = \frac{X_i - b_i}{a_i} \quad \text{式 (4)}$$

Savitzky-Golay 卷积平滑 (SG 平滑), 是一种基于最小二乘原理的多项式平滑算法。该算法利用滑动窗口进行卷积运算, 通过多项式拟合值来取代窗口中心点的值, 从而有效降低光谱或其他数据中的噪声和干扰信号。

1.2.5 光谱数据降维 高光谱数据光谱维数数量较大, 包含冗余信息多, 尤其是邻近波段之间还可能存在共线性, 并且高维度数据还会增加模型的复杂程度, 影响模型的性能<sup>[11]</sup>。因此, 在光谱预处理之后, 需要对数据进行降维, 即从全波段数据中筛选出部分有效的波长作为特征波长。本研究采用以下三种算法对数据进行降维, 并通过对比筛选最合适的降维方式<sup>[22]</sup>。

主成分分析法 (Principal Component Analysis, PCA) 通过线性组合的形式将原始波段数据进行重新组合, 构成一组综合变量, 即称其为一个主成分<sup>[23]</sup>。

竞争性自适应重加权算法 (Competitive Adaptive Reweighted Sampling, CARS) 是对全部特征下的数据建立 PLS 模型, 系数绝对值相对较大的特征为重要特征, 即对模型能力具有显著性影响<sup>[24]</sup>。CARS 特征筛选方式具有一定的随机性, 在进行特征筛选时需要平行进行多次筛选, 最后筛选出效果较好的特征波长。

连续投影算法 (Successive Projection Algorithm, SPA) 任意选出一个波长或特征, 然后将投影值最大的向量对应的波长或特征放入变量组, 以循环选择的方式前进, 直至满足某个预定的阈值后停止<sup>[25]</sup>。

1.2.6 模型选择 本研究在对光谱数据进行了预处理和特征波长提取的基础上, 针对所选择的三种农药类型, 分别采用了一种机器学习算法 (支持向量机) 和一种深度学习算法 (一维卷积神经网络) 进行建模分析<sup>[26]</sup>。

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 能够使用较小的训练样本集得到较好的训练模型, 并且在处理高维数据时, 具有一定的优势, SVM 也被广泛应用于光谱数据分析<sup>[27]</sup>。

SVM 在建模之前需要非常繁琐的前期准备工作, 不仅需要进行大量的计算和测试工作, 而且还需要人工进行对比筛选, 这种繁琐的识别方式不能满足实际应用中对农药残留快速识别的需求<sup>[28]</sup>。而深度学习在分析数据时可以通过内部计算对数据进行学习, 自动地进行特征筛选, 从而对不同样本进行识别, 即利用深度学习算法对光谱数据进行建模时, 不需要再单独进行预处理和特征筛选, 简化了农药残留识别的过程<sup>[29]</sup>。

一维卷积神经网络(1 Dimension Convolutional Neural Networks, 1D-CNN)所建立的模型具有最佳的性能,这种深度学习模型不仅性能较好,还简化预处理算法和光谱特征筛选算法的人工筛选过程。本文使用了两种不同深度的卷积神经网络模型。浅层模型中使用两层卷积层和两个最大池化层,卷积核大小均为  $3 \times 1$ ,步长为 1,两个卷积层的卷积核个数分别为 32 和 64,池化层的核大小为  $2 \times 1$ <sup>[30]</sup>。深层模型包含四个卷积层和四个最大池化层,卷积核大小均为  $3 \times 1$ ,步长均为 1,四个卷积层的卷积核个数分别为 32、64、128 和 64,池化层的核大小均为  $2 \times 1$ 。

**1.2.7 模型评价** 本研究将样本分为训练集和测试集,采用 10 折交叉验证,获得测试集的平均识别精度。在分类识别任务中,常利用混淆矩阵计算分类精度,混淆矩阵如表 1 所示,其中, True positives(TP)表示目标类别为真、预测结果也为真, False Negatives(FN)表示目标类别为假、预测结果为真, False Positives(FP)表示目标类别为真、预测结果为假, True Negatives(TN)表示目标类别为假、预测结果为真。TP+FP+FN+TN 即为全部样本的数量 N。

表 1 混淆矩阵  
Table 1 Confusion matrix

项目		真实值	
		目标类别	非目标类别
预测值	目标类别	TP	FN
	非目标类别	FP	TN

模型总体识别精度是指分类正确的样本占总体之比,越高则说明效果越好。用混淆矩阵表示总体识别精度为:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad \text{式 (5)}$$

准确率也可以表示为:

$$\text{Acc}(\%) = \frac{\sum_{i=1}^n M_{ii}}{N} \times 100 \quad \text{式 (6)}$$

式中: n 为类别数, N 为总样本数,  $M_{ii}$  为第 i 类样本被模型判断正确的样本数量。本文利用准确率来评估模型的性能。

## 2 结果与分析

### 2.1 样品光谱曲线分析

图 3 是四组样本的平均光谱曲线,其中,有农药残留的样本平均曲线与无农药残留的样本平均曲线存在区别,三种不同农药的样本平均曲线之间也存在差距,可以看出不同农药以及对照组的平均反射率在 700~750 nm 范围内重叠,这是由于叶绿素对红光有较强的吸收,即西兰花的光谱图像符合“绿峰”和“红边”的光谱响应特征,而在 800~1000 nm 处各组反射率曲线有明显差异。

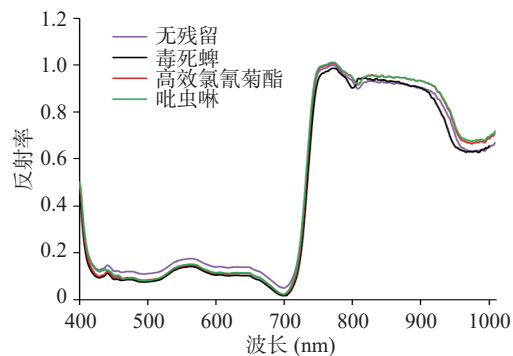


图 3 西兰花样本数据的平均光谱图

Fig.3 Average spectra of broccoli

### 2.2 光谱预处理算法分析

预处理结果如图 4 和表 2 所示。由图 4 可以看出,经过 MSC 处理后的光谱曲线更加平滑,经过 SG 预处理后的光谱曲线趋势与原始光谱曲线一致。表 2 给出了经过不同预处理算法的数据在 SVM 中的表现,在各预处理算法下,对 SVM 的核函数进行调整,使用的是各算法中的最优核函数模型。其中,“None”表示不经过预处理,即直接使用原始数据进行 SVM 建模,并将其与其他预处理算法后的建

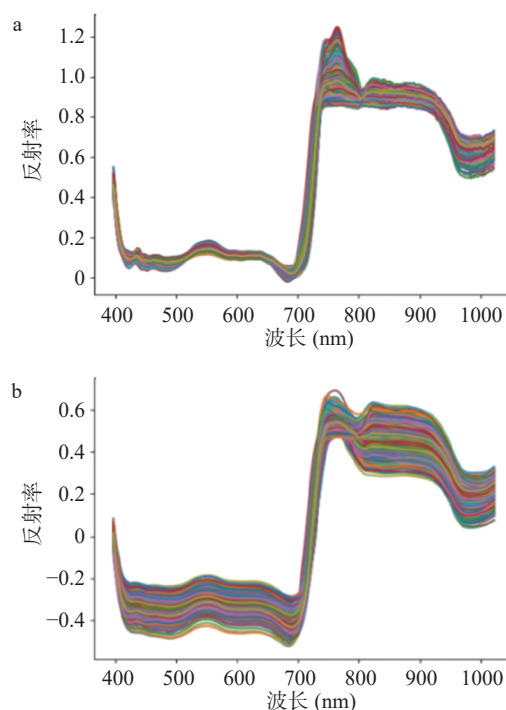


图 4 MSC 和 SG 预处理后光谱曲线图

Fig.4 Spectral data preprocessing by MSC and SG  
注: (a)MSC 预处理光谱图; (b)SG 预处理光谱图。

表 2 基于支持向量机的不同算法的精度

Table 2 Accuracies of different methods based on support vector machine

预处理算法	药物种类			
	高效氯氟菊酯	毒死蜱	吡虫啉	无残留
MSC	88.57%	88.57%	82.86%	87.14%
SG	87.14%	90.00%	85.71%	88.57%
None	77.14%	74.29%	72.86%	70.00%

模效果进行对比。在每种预处理算法之下,均利用 10 折交叉验证法进行模型调参。由表 2 的数据,将所采用的多种不同的预处理方法结果进行对比,发现 MSC 算法对高效氯氰菊酯农的识别精度最高,达到 88.57%,SG 算法对毒死蜱、吡虫啉和清水的识别精度最高,分别为 90.00%、85.71%、88.57%。

2.3 降维算法分析

经过预处理之后,可以消除数据中的部分噪声

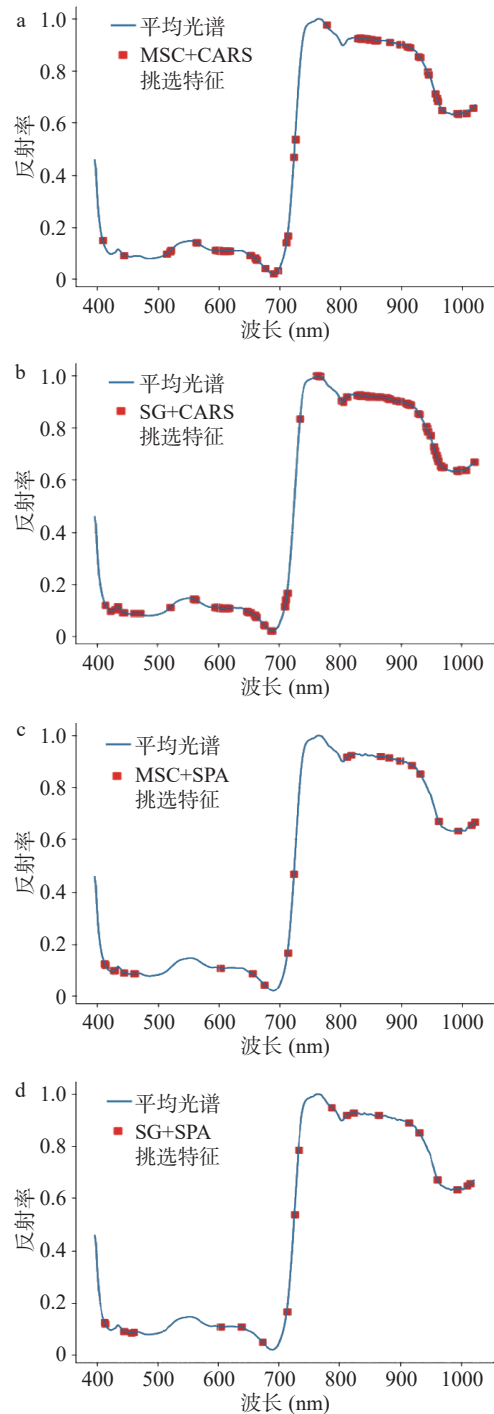


图 5 不同方法筛选出的波长分布图

Fig.5 Wavelength distribution by different methods

注: (a)MSC+CARS 筛选出的波长分布图; (b)SG+CARS 筛选出的波长分布图; (c)MSC+SPA 筛选出的波长分布图; (d)SG+SPA 筛选出的波长分布图。

干扰因素,还需要经过降维算法降低原始光谱的维度。经 MSC 预处理后的光谱数据采用以上三种方法分别得到 3 个主成分, 54 和 21 个特征波长; 经 SG 预处理后的光谱数据采用以上三种方法分别得到 3 个主成分, 78 和 21 个特征波长。由图 5 可以看出, CARS 算法所提取的波长数目较多, 而 SPA 算法所提取的波长数目较少, 并且稳定在 20 左右。在 CARS 算法中, 除了 730~760 nm 处的快速上升阶段外, 其余范围内均有大量波段被选入模型, 尤其是 800~1000 nm 区间内的波段。在 SPA 算法中, 选取的波长大多位于光谱曲线的波谷位置。

2.4 西兰花农药残留识别模型评价

2.4.1 支持向量机模型评价 将预处理算法和降维算法经过组合, 建立 SVM 模型, 得到不同预处理算法和降维算法的模型总体识别精度的比较如表 3 所示, 得到 SVM-SG-SPA 的识别精度最高, 为 92.50%。

表 3 不同算法的总体精度  
Table 3 Overall accuracies of different algorithms

模型	预处理算法	降维算法			
		PCA	CARS	SPA	ALL
SVM	MSC	83.57%	90.00%	91.79%	86.79%
	SG	84.29%	90.00%	92.50%	87.86%

2.4.2 一维卷积神经网络模型评价 浅层卷积神经网络超参数选择如图 6 所示, 经过不同超参数组合多次训练, 确定学习率为 0.0001, 迭代次数为 800, 模

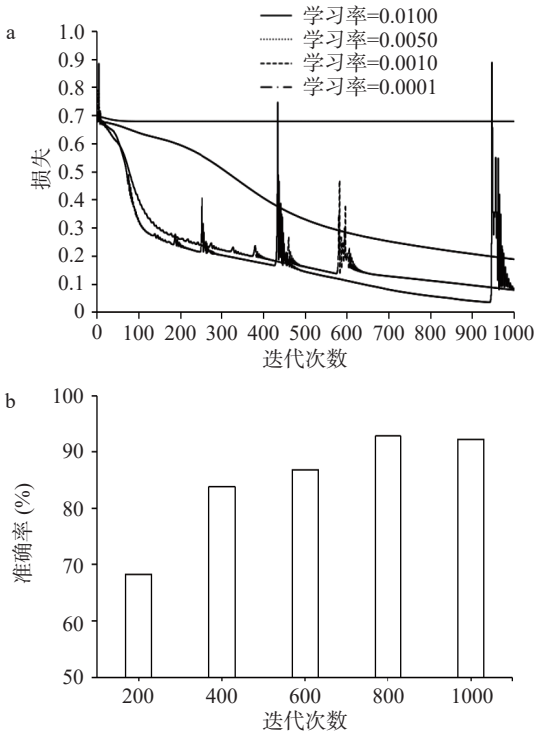


图 6 浅层卷积神经网络超参数选择

Fig.6 Shallow CNN hyperparameter selection

注: (a)不同迭代次数不同学习率模型的损失; (b)最优学习下不同迭代次数模型的准确率; 图 7 同。



型在测试集上的总体准确率分为 92.86%。深层卷积神经网络超参数选择如图 7 所示, 经过不同超参数组合多次训练, 确定学习率为 0.001, 迭代次数为 1000, 利用最优超参数对农药残留进行建模识别, 模型在测试集上对三种农药(高效氯氰菊酯、毒死蜥和吡虫啉)与无农药残留分类的准确率分别为 94.29%、95.71%、94.29% 和 97.14%。由此可见, 不仅简化了对西兰花农药残留的识别过程, 还提升了识别速度和识别精度。

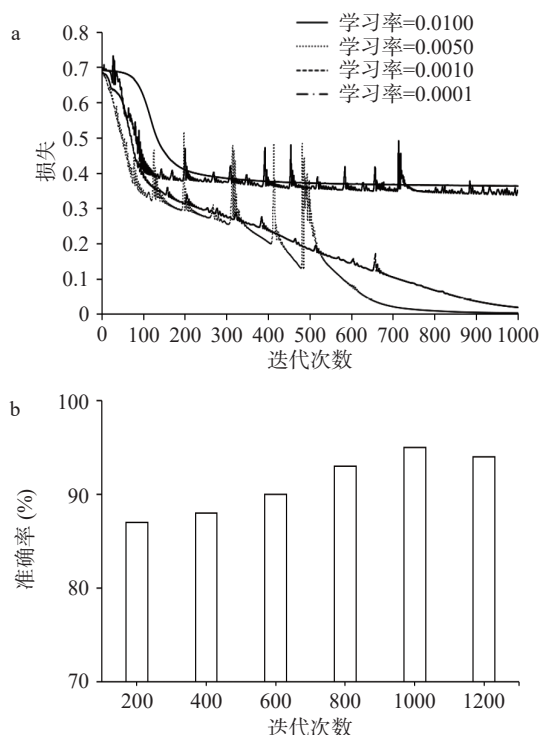


图 7 深层卷积神经网络超参数选择  
Fig.7 Deep CNN hyperparameter selection

在浅层卷积神经网络模型中, 测试集准确率达到 92.86%, 与 SVM 模型精度相近, 说明在西兰花农药残留识别中, 深度学习模型能够在不降低模型精度的条件下简化分析的步骤。而在深层的卷积神经网络模型中, 测试集准确率达到 95.36%, 这证明了在对西兰花农药残留进行识别时, 深度学习的效果优于传统的机器学习。

为了研究深度学习网络自动提取光谱特征对西兰花农药残留进行识别的能力, 本文选择了传统机器学习模型 SVM 作为对比。不同算法的分类精度如表 4 所示, 1D-CNN 模型对三种农药的分类精度差异不大, 均高于 SVM 模型。1D-CNN 总体识别精度为 95.36%, 与 SVM 相比高出了 2.50%。由此可见, 在针对西兰花样本时, 深度学习与高光谱技术的融合不仅能够避免人工筛选预处理算法和降维的过程, 简化高光谱技术的建模步骤, 还可以在在一定程度上提升模型的精度, 得到较好的模型结果。

高光谱数据在提供光谱信息的同时, 还拥有空间维度的信息, 并且光谱信息与空间信息是对应关

表 4 不同算法的分类精度

Table 4 Overall accuracies of the various prediction algorithms

模型	最优组合算法		农药种类			
	预处理算法	降维算法	高效氯氰菊酯	毒死蜥	吡虫啉	无残留
SVM	SG	SPA	92.86%	94.29%	91.43%	92.86%
1D-CNN	—	—	94.29%	95.71%	94.29%	97.14%

系。其中, 光谱维度的数据能够根据实验对象的化学成分、内部结构等而做出不一样的反映, 从而能够识别出不同的样本类型, 得到较好的识别效果, 而空间维度的信息则可以将样本数据以直观的方式展现出来<sup>[31]</sup>。1D-CNN 所建立的模型具有最佳的性能, 因此利用高光谱数据在空间维度上的信息, 利用 1D-CNN 模型对新的西兰花样本进行预测, 并且将预测得到的结果数据展现成直观的图片如图 8 所示。

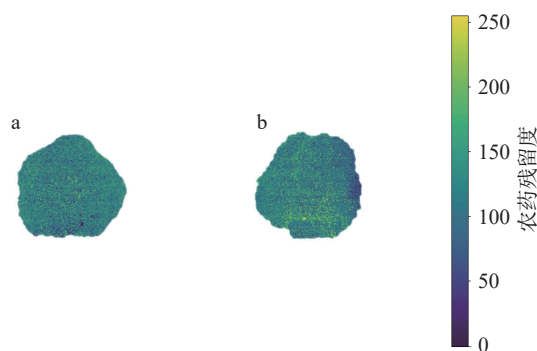


图 8 西兰花农药残留分布可视化图  
Fig.8 Distribution visualization of pesticide residues in broccoli  
注: (a)无农药残留; (b)有农药残留。

在进行可视化时, 选择了三种农药中识别率较高的毒死蜥农药残留样本, 如图 8 所示, 有无农药残留的西兰花样本显示出了不一样的农药残留可视图, 其中有农药残留的可视化图中黄色区域更加明显<sup>[32-33]</sup>。由于西兰花样本具有不规则且密集的孔隙, 这会导致在对西兰花样本各个像素点进行可视化分析时具有一定的误差, 但通过对图 8 中的两类样本的可视化图的对比, 仍然可以判别出有农药残留可能性更大的样本。

### 3 结论

本文以西兰花为研究对象, 通过高光谱采集系统采集西兰花 400~1000 nm 的光谱数据, 建立 SVM 和 1D-CNN 这两种模型对农药残留进行识别。主要结论如下: 对原始光谱进行 MSC 和 SG 预处理后再采用 PCA、CARS 和 SPA 三种算法进行特征波长筛选, 最终得出 SVM-SG-SPA 对高效氯氰菊酯的识别精度达到 92.86%, 对毒死蜥的识别精度达到 94.29%, 对吡虫啉的识别精度达到 91.43%, 对清水的识别精度达到 92.86%。机器学习算法与高光谱技术相结合的识别模型在农药残留检测中得到了较好的效果。为了避免人工筛选预处理算法和降维算法,

引入深度学习方法,建立的 1D-CNN 模型对高效氯氟菊酯的识别精度达到 94.29%,对毒死蜱的识别精度达到 95.71%,对吡虫啉的识别精度达到 94.29%,对清水的识别精度达到 97.14%。与 SVM 相比分别高出了 1.43%, 1.42%, 2.86%, 4.28%, 由此可见,在针对西兰花样本时,深度学习与高光谱技术的融合对特征抓取和学习能力较强,在一定程度上提升模型的精度。

虽然本文能够实现对西兰花农药残留的识别,但仍然存在一些不足。一是西兰花样本属于不规则球体,并且具有密集的孔隙,本文在对高光谱图像进行感兴趣区选择时避开了具有裂缝的部位,并且选择了较为平整的部位,然而在实际种植中,西兰花植株的凹陷缝隙处有农药残留的可能性也非常高,因而在未来的研究中需要针对西兰花的凹陷缝隙处也进行建模分析;二是在实际种植中,还存在混合农药的使用情况,吡虫啉农药与各类农药的混合使用尤为常见,因此在之后的研究中需要针对混合农药残留进行识别分析。

© The Author(s) 2025. This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

### 参考文献

- [1] 高庆生, 陈永生, 管春松, 等. 西兰花生产现状、存在的问题及建议[J]. 蔬菜, 2020(11): 29–31. [GAO Q S, CHEN Y S, GUAN C S, et al. Status of broccoli production, problems and suggestions[J]. Vegetables, 2020(11): 29–31.]
- [2] 吴陶玲, 鲍烨, 张钰冰. 西兰花主要病虫害特征及生产常用防治技术[J]. 种子科技, 2022, 40(24): 105–107. [WU T L, BAO Y, ZHANG Y B. Characteristics of major diseases and pests of broccoli and common production control techniques[J]. Seed Science and Technology, 2022, 40(24): 105–107.]
- [3] 蒲继锋, 潘虎, 代艳娜, 等. 气相色谱法测定茄果类蔬菜中 12 种有机磷类农药残留[J]. 食品安全质量检测学报, 2020, 11(4): 1192–1196. [PU J F, PAN H, DAI Y N, et al. Determination of 12 organophosphorus pesticide residues in eggplant and fruit vegetables by gas chromatography[J]. Journal of Food Safety and Quality Testing, 2020, 11(4): 1192–1196.]
- [4] 苗水, 李雯婷, 陈铭, 等. 液相色谱-串联质谱法同时测定三七中 508 种农药残留[J]. 分析测试学报, 2019, 38(7): 761–774. [MIAO S, LI W T, CHEN M, et al. Simultaneous determination of 508 pesticide residues in *Panax pseudoginseng* by liquid chromatography-tandem mass spectrometry[J]. Journal of Analytical Testing, 2019, 38(7): 761–774.]
- [5] 张飞, 罗华平, 高峰, 等. 高光谱成像技术在水果品质无损检测中的研究现状[J]. 新疆农机化, 2021(6): 18–21. [ZHANG F, LUO H P, GAO F, et al. Current research status of hyperspectral imaging technology in non-destructive testing of fruit quality[J]. Xinjiang Agricultural Mechanization, 2021(6): 18–21.]
- [6] 赵昱莹, 黄威, 董林沛, 等. 基于高光谱和化学计量学方法的除草剂残留分类识别研究[J]. 化学研究与应用, 2022, 34(1): 91–102. [ZHAO Y X, HUANG W, DONG L P, et al. Classification and identification of herbicide residues based on hyperspectral and chemometric methods[J]. Chemical Research and Application, 2022, 34(1): 91–102.]
- [7] REN Z Q, RAO Z H, JI H Y. Identification of different concentrations pesticide residues of dimethoate on spinach leaves by hyperspectral image technology[J]. IFAC PapersOnLine, 2018, 51: 758–763.
- [8] HE W W, HE H Y, WANG F L, et al. Non-destructive detection and recognition of pesticide residues on garlic chive(*Allium tuberosum*) leaves based on short wave infrared hyperspectral imaging and one-dimensional convolutional neural network[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2021, 15(5): 1–11.
- [9] 马瑞峻, 张亚丽, 陈瑜, 等. 基于特征波段的高光谱技术检测水体中毒死蜱浓度的实验研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(3): 923–930. [MA R J, ZHANG Y L, CHEN Y, et al. Experimental study on the detection of chlorpyrifos concentration in water by hyperspectral technique based on characteristic bands[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(3): 923–930.]
- [10] HUANG P J, LI Y H, YU Q J, et al. Classification of organic contaminants in water distribution systems developed by SPA and multi-classification SVM using UV-Vis spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(7): 2267–2272.
- [11] 农业农村部与国家卫生健康委员, 国家市场监督管理总局. GB 2763-2021, 食品安全国家标准 食品中农药最大残留限量[S]. 北京: 中国农业出版社, 2021. [Ministry of Agriculture and Rural Affairs and National Health Commissioners, State Administration of Market Supervision and Administration. GB 2763-2021, National Standard for Food Safety Maximum Residue Limits of Pesticides in Foods[S]. Beijing: China Agriculture Press, 2021.]
- [12] JIANG S Y, SUN J, XIN Z, et al. Visualizing distribution of pesticide residues in mulberry leaves using NIR hyperspectral imaging[J]. Journal of Food Process Engineering, 2017, 40(4): e12510.
- [13] 张萌, 贾世杰. 基于高光谱成像技术的水果表面农药残留无损检测[J]. 食品与机械, 2021, 37(1): 99–103. [ZHANG M, JIA S J. Non-destructive detection of pesticide residues on fruit surfaces based on hyperspectral imaging[J]. Food and Machinery, 2021, 37(1): 99–103.]
- [14] 孙钰莹, 章银, 沈飞, 等. 基于高光谱成像技术小麦籽粒霉变鉴别方法研究[J]. 中国粮油学报, 2022, 37(9): 40–46. [SUN Y Y, ZHANG Y, SHEN F, et al. Research on the identification method of wheat grain mold based on hyperspectral imaging technology[J]. Chinese Journal of Cereals and Oils, 2022, 37(9): 40–46.]
- [15] DU X F, WANG P, FU L, et al. Determination of chlorpyrifos in pears by Raman spectroscopy with random forest regression analysis[J]. Analytical Letters, 2020, 53(6): 821–833.
- [16] WU D, MENG L W, YANG L, et al. Feasibility of Laser-Induced Breakdown spectroscopy and hyperspectral imaging for rapid detection of thiophanate-methyl residue on mulberry fruit[J]. International Journal of Molecular Sciences, 2019, 20(8): 2017.
- [17] 姜荣昌, 顾鸣声, 赵庆贺, 等. 高光谱和卷积神经网络的大白菜农残检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(5): 1385–1392. [JIANG R C, GU M S, ZHAO Q H, et al. Hyperspectral and convolutional neural networks for pesticide residue detection in cabbage[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(5): 1385–1392.]
- [18] JIANG B, HE J R, YANG S Q, et al. Fusion of machine vision technology and AlexNet-CNNs deep learning network for the detection of postharvest apple pesticide residues[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2019, 1: 1–8.
- [19] 李增芳, 楚秉泉, 章海亮, 等. 高光谱成像技术无损检测赣南



- 脐橙表面农药残留研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(12): 4034–4038. [LI Z F, CHU B Q, ZHANG H L, et al. Study on non-destructive detection of pesticide residues on the surface of Gannan navel orange by hyperspectral imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(12): 4034–4038.]
- [20] SUN J, CONG S L, MAO H P, et al. Quantitative detection of mixed pesticide residue of lettuce leaves based on hyperspectral technique[J]. *Journal of Food Process Engineering*, 2018, 41(2): e12654.
- [21] 何道根, 檀国印, 朱长志, 等. 8种杀菌剂对西兰花菌核病的防治效果及对制种产量的影响[J]. 植物保护, 2017, 43(2): 220–223. [HE D G, TAN G Y, ZHU C Z, et al. Efficacy of eight fungicides for the control of mycosphaerella in broccoli and their effects on seed production yield[J]. Plant Protection, 2017, 43(2): 220–223.]
- [22] 卢旭恒, 蒙庆华, 唐柳, 等. 高光谱成像在农产品疾病以及农药残留检测中的应用[J]. 食品安全质量检测学报, 2021, 12(11): 4566–4574. [LU X H, MENG Q H, TANG L, et al. Application of hyperspectral imaging in the detection of diseases as well as pesticide residues in agricultural products[J]. Journal of Food Safety and Quality Inspection, 2021, 12(11): 4566–4574.]
- [23] ZOU R B, GUO Y H, CHEN Y, et al. Computer-aided profiling of a unique broad-specific antibody and its application to an ultrasensitive fluoroimmunoassay for five N-methyl carbamate pesticides[J]. Journal of Hazardous Materials, 2021, 426: 127845.
- [24] ZHOU Y X, CHEN J Z, MA J F, et al. Early warning and diagnostic visualization of Sclerotinia infected tomato based on hyperspectral imaging[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1): 21140.
- [25] WANG Z P, LI S J, HU P Y, et al. Recent developments in the spectrometry of fluorescence, ultraviolet visible and surface-enhanced Raman scattering for pesticide residue detection[J]. *Bulletin of Materials Science*, 2022, 45(4): 202.
- [26] 赵勇, 何梦园, 王泊林, 等. 基于一维卷积神经网络和拉曼光谱的肺炎支原体菌株分类[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(5): 1439–1444. [ZHAO Y, HE M Y, WANG B L, et al. Classification of Mycoplasma pneumoniae strains based on one-dimensional convolutional neural network and Raman spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(5): 1439–1444.]
- [27] 孙俊, 周鑫, 毛罕平, 等. 基于PDWT与高光谱的生菜叶片农药残留检测[J]. 农业机械学报, 2016, 47(12): 323–329. [SUN J, ZHOU X, MAO H P, et al. Detection of pesticide residues in lettuce leaves based on PDWT and hyperspectral[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2016, 47(12): 323–329.]
- [28] 孙俊, 张梅霞, 毛罕平, 等. 基于高光谱图像的桑叶农药残留种类鉴别研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(6): 251–256. [SUN J, ZHANG M X, MAO H P, et al. A study on the identification of pesticide residue species in mulberry leaves based on hyperspectral images[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2015, 46(6): 251–256.]
- [29] YE W X, YAN T Y, ZHANG C, et al. Detection of pesticide residue level in grape using hyperspectral imaging with machine learning[J]. *Foods*, 2022, 11(11): 1609.
- [30] YU G W, MA B X, CHEN J C, et al. Nondestructive identification of pesticide residues on the Hami melon surface using deep feature fusion by Vis/NIR spectroscopy and 1D-CNN[J]. Journal of Food Process Engineering, 2020, 44(1): e13602.
- [31] 刘潭, 李子默, 冯帅, 等. 基于LMPSO-SVM的高光谱水稻稻瘟病害分级检测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(11): 208–216. [LIU T, LI Z M, FENG S, et al. Hyperspectral rice blast disease grading detection in rice based on LMPSO-SVM[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 208–216.]
- [32] PAN D D, WU X Q, CHEN P P, et al. New insights into the interactions between humic acid and three neonicotinoid pesticides, with multiple spectroscopy technologies, two-dimensional correlation spectroscopy analysis and density functional theory[J]. *Science of The Total Environment*, 2021, 798: 149237.
- [33] JI R D, HAN Y, WANG X Y, et al. Analysis of pesticide residues by a support vector machine combined with fluorescence spectroscopy[J]. *Applied Optics*, 2021, 60(33): 10383–10389.