

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.03.020

基于计算机视觉的土壤镉胁迫生菜叶片污染响应分析

孙俊¹ 张跃春¹ 毛罕平² 武小红¹ 陈勇¹ 翁祺鹏¹

(1. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013; 2. 江苏大学现代农业装备与技术教育部重点实验室, 镇江 212013)

摘要: 为了实现无损检测生菜叶片中重金属镉的污染程度,以计算机视觉技术为研究手段,结合图像处理方法和特征选择方法,对4个梯度重金属镉胁迫的生菜叶片进行识别。首先利用数码相机获取生菜叶片图像,然后使用K-means聚类算法分割图像,对分割出的目标图像提取图像颜色、形状和纹理特征,共获取46个图像特征。为了使模型更简便和减少数据量,利用基于变量组合的变量重要性分析(VIAVC)和竞争性自适应重加权算法(CARS)对图像特征进行降维。采用偏最小二乘法判别分析(PLS-DA)和随机森林(RF)构建模型,用于生菜镉胁迫程度的识别。结果表明,在7个组合特征模型中,颜色形状纹理融合特征所建立的模型给出了最优结果,测试集分类正确率为92%。用VIAVC和CARS对颜色形状纹理融合特征进行特征选择,发现VIAVC的降维效果优于CARS。使用特征选择的变量建立模型,RF模型的训练集分类正确率和预测集分类正确率均高于PLS-DA,其中,基于VIAVC的RF模型的训练集和预测集分类正确率分别为98.0%和96.0%。可见,基于VIAVC的RF模型在大大降低了特征维数的前提下,能够较好地对不同镉胁迫程度的生菜叶片进行识别。

关键词: 生菜; 镉; 计算机视觉; 图像特征提取; VIAVC

中图分类号: S126 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)03-0166-07

Responses Analysis of Lettuce Leaf Pollution in Cadmium Stress Based on Computer Vision

SUN Jun¹ ZHANG Yuechun¹ MAO Hanping² WU Xiaohong¹ CHEN Yong¹ WENG Qipeng¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

2. Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology,
Ministry of Education, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: In order to achieve nondestructive detection of heavy metal cadmium in lettuce leaves, computer vision technology was used as the research method, which combined image processing method and feature selection method, to identify four gradients of heavy metal cadmium stress lettuce leaves. First of all, the leaf image of lettuce was obtained by digital camera. Then, the K-means clustering algorithm was used to segment the image, and the color, shape and texture of the image were extracted from the extracted target image. A total of 46 image features were obtained. In order to make the model easier and reduce the amount of data, the image feature was dimensioned by competitive adaptive reweighted sampling (CARS) and variable importance analysis based on random variable combination (VIAVC). The partial least squares discriminant analysis (PLS-DA) and random forest (RF) were used to construct the model for identification of cadmium stress in lettuce. The results showed that in the seven combined feature models, the optimal model was given by the model of color, shape and texture fusion. The accuracy of the training set classification was 92%. The color, shape and texture fusion features were reduced by CARS and VIAVC, and it was found that the dimensionality and visualization of VIAVC were better than those of CARS. Using the reduced dimension of the low-dimensional mapping point to build the model, the accuracy of the training set classification and accuracy of the prediction set of RF model were higher than those of the PLS-DA. Among them, the accuracy of the training set and predictive set classification based on VIAVC dimensionality reduction were 98.0% and 96.0%,

收稿日期: 2017-08-08 修回日期: 2017-08-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(31471413)、江苏高校优势学科建设工程项目(苏政办发(2011)6号)、江苏省六大人材高峰项目(ZBZZ-019)和江苏大学大学生创新创业训练计划项目(201710299237W)

作者简介: 孙俊(1978—),男,教授,博士,主要从事计算机技术在农业工程中的应用研究,E-mail: sun2000jun@ujs.edu.cn

respectively. It can be seen that the RF model based on VIAVC dimensionality can better identify the lettuce leaves with different cadmium stress levels under the premise of greatly reducing the feature dimension.

Key words: lettuce; cadmium; computer vision; image feature extraction; VIAVC

0 引言

蔬菜生长在镉污染的土壤中长期使用受镉污染的水浇灌会造成镉污染,受污染的生菜体内含有较高水平的镉积累,表现出生长受到严重抑制,各项生理指标和营养含量均有明显下降,制约其产业发展^[1]。镉可在生物体内富集,通过食物链进入人体引起慢性中毒,严重影响人体健康^[2-4]。传统的重金属检测方法虽然准确性好、灵敏度高,但也存在着样品消化时间长、试剂消耗量大、环境危害较大、仪器操作复杂等缺点^[5-8],无法满足现代农业的需求,不利于推广。因此,探索并建立快速检测蔬菜镉污染等级的方法,对生菜产业发展和人体健康均有重要意义。

目前,无损检测蔬菜中重金属含量的方法主要应用光谱技术。顾艳文等^[9]利用光谱参数对小白菜叶片镉含量进行估算。高伟^[10]利用高光谱技术对镉胁迫下两种叶类蔬菜的叶片高光谱特征及生理参数进行模拟。但是,光谱技术一般基于点源信息,信息较片面;高光谱图像技术涉及的信息量巨大,数据处理分析是一难题,且需昂贵的设备仪器。计算机视觉检测技术是指利用图像传感器将作物的一些特征转变为图像信息,并分析作物图像的颜色、形态、纹理、明度等信息,较光谱技术信息量更为全面,较高光谱图像技术信息更易处理分析。国内外已将计算机视觉技术用于农副产品品质检测,并取得了一定的成效^[11-15]。黄东龙等^[16]利用计算机视觉技术对水体突发性重金属污染下斑马鱼的行为反应进行分析。乐立强等^[17]利用图像获取系统得到皮蛋表面斑点的整体颜色特征,采用计算机软件对皮蛋表面斑点进行量化处理得出蛋壳亮度值,以考察金属添加剂的种类和含量。以上文献均是利用计算机视觉技术对重金属的分析应用,表明利用计算机视觉技术检测农产品品质是可行的。但是,利用计算机视觉技术在蔬菜重金属污染检测方面的研究还未见报道。因此,本文选取比较容易被叶类蔬菜吸收的重金属镉为研究对象,利用计算机视觉技术对不同土壤镉胁迫梯度的生菜叶片污染响应进行分析,以为生菜重金属污染的快速检测提供技术支持。

1 材料与方法

1.1 试验设计

本试验在江苏大学现代农业装备与技术省部共

建重点实验室的 Venlo 型温室内进行。采用盆栽试验,试验品种为意大利耐抽薹生菜,试验土壤为未受污染的营养土,其中大量元素氮、磷、钾含量均大于 5%,中微量元素锌、硼含量均大于 0.3%。采用筛网将土壤筛去杂质呈细粒状,保持土壤干燥通风。根据 GB15618—1995《土壤环境质量标准》土壤污染的 3 个标准,在土壤中分别加入 0 (CK)、0.2、0.6、1 mg/kg 的镉。准确称取对应质量的 $\text{CdCl}_2 \cdot 2.5\text{H}_2\text{O}$ 分析纯试剂,以蒸馏水作溶剂,配置 200 mL 溶液。对应逐层喷洒在试验土壤中,充分翻土混合,3 d 后放入口径 17 cm、深 15 cm 的花盆中,每盆加土 1 kg。每个处理水平设置 8 个平行组,等育苗盘里面的幼苗长至 5~6 片叶时移栽到花盆,每盆一株。

1.2 图像采集

当生菜生长到莲座期,摘取中间的生菜叶片,剔除新、老叶,进行图像采集。将生菜叶片置于一张 A4 白纸上方,用 SONY DSC-HX30V 型数码相机进行拍摄。相机垂直于 A4 纸,距离叶片 50 cm 处进行拍摄。相机曝光时间设置为 0.01 s,最大光圈值为 f/4,图像储存格式为 JPG,分辨率为 4 896 像素 × 3 672 像素。拍摄时间均为 12:00—13:00 之间,天气晴朗无云时进行。共采集生菜叶片图像 200 幅,其中 4 个镉胁迫水平各 50 幅。图像采用 Matlab 2014a 进行处理。

1.3 土壤镉胁迫梯度与生菜叶片镉污染程度的正相关性

将图像采集后的生菜叶片根据 GB 5009.15—2014《食品安全国家标准 食品中镉的测定》中的石墨炉原子吸收光谱测定方法测定生菜叶片中镉的含量,结果如表 1 所示。

表 1 生菜叶片中镉含量的数据统计结果

Tab.1 Data of cadmium in leaves of lettuce

土壤镉胁迫梯度/($\text{mg} \cdot \text{kg}^{-1}$)	mg/kg		
	最小值	最大值	平均值
0	0.004	0.015	0.013
0.2	0.652	0.967	0.882
0.6	1.923	2.745	2.326
1	3.016	4.589	3.957

从生菜叶片镉含量平均值可以看出,随着土壤镉胁迫梯度的增加,生菜叶片的镉含量也逐渐增加。表明土壤的镉胁迫梯度与生菜叶片的镉污染程度呈

正相关性。

1.4 图像分割

图像分割是为了有效地进行图像描述和分析,将原始图像中的生菜叶片区域与背景区域分割开来,分割出的生菜叶片区域可以作为后续特征提取的目标对象。本文使用 K-means 算法对生菜叶片图像进行分割。K-means 算法以聚类数 K 为参数,把样本空间 n 个像素点分为 K 类,使类内具有较高的相似度,而类间的相似度较低^[18]。以欧氏距离作为相似度测度,并采用误差平方和准则函数作为聚类准则函数。

1.5 图像特征提取

图像特征提取是进行图像识别的关键步骤,图像特征提取的效果影响图像识别的效果,目前常用的图像特征包括颜色、纹理和形状等^[19]。

1.5.1 颜色特征提取

在图像识别中,颜色是描述图像最直接的特征,它与图像中所包含的物体十分相关,相比于其它的视觉特征,颜色特征对图像本身的尺寸、方向、视角的依赖性相对较小,具有较强的鲁棒性。当生菜受到镉胁迫时, Cd^{2+} 会破坏叶绿体结构,干扰 Mg 与原卟啉原结合,使叶绿素 a 和叶绿素 b 含量发生变化^[20]。在宏观上的表现是叶片颜色呈现灰白色,边缘干枯^[21]。因此,颜色是描述生菜叶片是否受到镉胁迫的一个重要外观特征。RGB 是易于硬件使用的颜色空间,HSV 是最符合人的视觉机理的颜色空间,将两者结合起来描述生菜叶片镉胁迫水平的颜色特征。本文提取了 R 、 G 、 B 、 H 、 S 、 V 6 个颜色特征值的平均值 (Mean)、方差 (Variance)、偏斜度 (Skewness) 和峰度 (Kurtosis),共 24 个颜色特征值。

1.5.2 纹理特征提取

纹理是对图像细节的描述,反映了像素灰度空间的图像特征。当生菜受到镉胁迫时,蔬菜的生长趋势会受到一定的影响,会出现叶片边缘失水、失绿,叶面呈灰白色等症状,这些症状导致叶片的纹理特性发生变化^[22]。因此,纹理特征也是表征镉胁迫水平的重要特征。灰度梯度共生矩阵^[23] (Gray-gradient co-occurrence matrix, GGCM) 纹理特征分析是用灰度和梯度的综合信息提取纹理特征。将图像的梯度信息加入到灰度共生矩阵中,使共生矩阵包含图像的纹理基元及其排列信息。基于规范化的 GGCM,提取得到 15 个纹理特征参数^[24]:小梯度优势 (W_{Sga})、大梯度优势 (W_{Lga})、灰度分布不均匀性 (W_{Cyd})、梯度分布不均匀性 (W_{Cdd})、能量 (W_{En})、灰度均方差 (W_{Cys})、梯度均方差 (W_{Cds})、相关性 (W_{Co})、灰度熵 (W_{Gye})、梯度熵 (W_{Gde})、混合熵 (W_{He})、惯性矩

(W_{Mi})、逆差矩 (W_{Idm})、梯度均值 (W_{adm}) 和灰度均值 (W_{aym})。

1.5.3 形状特征提取

对于生菜叶片形状特征,由于同一辆胁迫水平的生菜叶片大小也会出现较大的差异,所以绝对性形状参数(长、宽、面积和周长)不适合用作定性依据。Hu 不变矩 (Hu invariant distance) 是对目标区域内所有像素集合的描述,具有不随目标物在图像中的位置、大小和角度变化而变化的特点,属于 RST (Rotation scale translation) 不变形的无量纲几何特征参数。根据叶片的二值图像计算得到 Hu 不变矩^[25-26]。

对于二维离散图像 $f(x, y)$ 的 $(p+q)$ 阶矩 m_{pq} 和中心距 μ_{pq} 定义为

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^p y^q f(x, y) \quad (1)$$

$$\mu_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (2)$$

式中 M 、 N ——图像的行数和列数

x 、 y ——图像像素点的坐标值

\bar{x} 、 \bar{y} ——图像几何中心点的坐标值

根据二阶和三阶中心距推导了 7 个不变矩组,分别为

$$\left\{ \begin{aligned} \phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \phi_2 &= (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (\eta_{03} - 3\eta_{21})^2 \\ \phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{03} + \eta_{21})^2 \\ \phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{03} + \eta_{21})^2] \\ \phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{03} + \eta_{21})^2] \end{aligned} \right.$$

1.6 特征选择

综合以上特征提取结果可以得出,颜色信息共 24 个特征数据,纹理特征共 15 个特征数据,形状特征共 7 个特征数据,因此共提取 46 个生菜镉胁迫图像特征用于后续分析。使用 SPSS 软件中的 t 检验检测数据中的异常值,剔除异常值,更换正常数据。

图像中提取的特征数据包含了噪声和无用信息。对提取的特征数据降维可以减少或去除噪声信息的影响^[27]。对原始数据进行特征选择,减少数据

量,降低无用数据影响,使建立的模型更简便、准确。本文使用竞争性自适应重加权算法和基于变量组合的变量重要性分析对图像特征数据进行特征选择。

竞争性自适应重加权算法(Competitive adaptive reweighted sampling, CARS)^[28]是一种新型变量选择方法。此算法将每个波长作为一个个体,在波长选择过程中,每次利用指数衰减函数(Exponentially decreasing function, EDF)和自适应重加权采样技术(Adaptive reweighted sampling, ARS)挑选出 PLS 模型中回归系数绝对值较大的个体,从而获得多个波长变量子集。根据交叉验证法从中筛选出交叉验证均方根误差(RMSECV)最小的子集,该子集所包含的变量即为最优波长组合。

基于变量组合的变量重要性分析(Variable importance analysis based on random variable combination, VIAVC)^[29-30]是基于模型集群分析思路对每个变量进行重要性分析的方法。VIAVC 的框架主要包括 3 部分:①采用二进制矩阵重采样(Binary matrix resampling, BMR),可以保证每个变量以相同的概率被选择,并产生不同的变量组合。②使用偏最小二乘法判别分析(Partial least squares discriminant analysis, PLS-DA)构建模型,评估出每个变量的重要性。③迭代地保留并输出最佳变量组合。其流程图如图 1 所示。

1.7 模型选取

本文选取了 2 种分类模型,分别为 PLS-DA 和随机森林(Random forest, RF)。通过比较这两类模型对特征数据的建模效果,来选取最优分类模型。其中,训练集和预测集样本数比例为 3:1。所有建模程序都在 Matlab 2014a 软件环境中运行。

2 结果分析

2.1 图像处理及数据提取

采集得到的生菜叶片图像背景部分过大,为了减少计算量,手动截取外接矩形。对截取得到的生菜图像,通过计算每个像素点的 R 、 G 、 B 分量,进行 K-means 聚类。K-means 聚类分割是根据不同目标物体之间色彩平均值的差异来实现分割的。因背景白纸和生菜叶片的颜色差异较大,进行图像分割时,根据两者的颜色不同,令 K 值为 2,即聚为两类。本文聚类准则采用最小距离原则。其分割效果如图 2 所示。

颜色特征是从彩色目标图像(图 2b)中提取的,形态特征和纹理特征分别从二值化图像和灰度图像中获取。将 K-means 分割出的生菜叶片(图 2b)利用 Matlab 转换为二值化图像和灰度图像,结果如

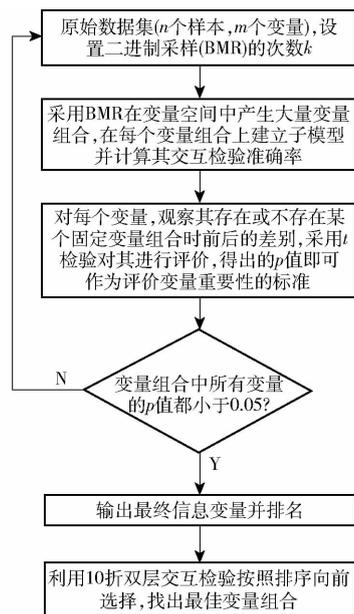


图 1 基于变量组合的变量重要性分析算法流程图

Fig. 1 Algorithmic flow chart of variable importance analysis based on random variable combination

图 3 所示。

分别从分割出的生菜叶片(图 2b)、生菜叶片二值化图像(图 3a)和生菜叶片灰度图像(图 3b)提取颜色特征、形状特征和纹理特征,将提取的特征数据用于建模分析。

2.2 特征数据建模

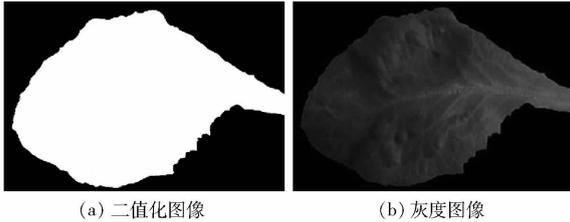
为了探索最佳的特征数据组合模型,本文组合了 7 种不同特征数据:颜色特征、形状特征、纹理特征、颜色与形状融合特征、颜色与纹理融合特征、形状与纹理融合特征、颜色形状纹理融合特征。将 7 种不同的特征数据组合代入 PLS-DA 和 RF 建立分类模型。所有特征数据组合建立的模型结果如表 2 所示。

从表 2 中单一特征建立的模型来看,基于颜色特征所建立的模型性能优于基于形状特征和纹理特征所建立的模型,分类正确率达到 82%。基于形状特征所建立的模型分类正确率最低,最优的模型分类正确率只有 58%。经过分析,这可能是因为镉胁迫导致生菜叶片中色素含量变化,使得颜色特征与镉胁迫程度相关性高,所以基于颜色特征的模型就会有较好的分类结果。而镉胁迫对形状特征的影响较小,并且同一胁迫水平下,不同叶子之间也存在形状的差异,不能仅仅用形状特征来区分不同胁迫程度。基于纹理特征所建立模型的正确率为 72%,这说明基于纹理特征的模型对不同程度镉胁迫的识别是有效的。这是因为镉胁迫使得叶片表面出现病变症状,这些症状导致叶片的纹理特性发生变化。



图2 生菜图像的 K-means 分割结果

Fig.2 K-means segmentation results of lettuce images



(a) 二值化图像 (b) 灰度图像

图3 生菜叶片二值化图像和灰度图像

Fig.3 Lettuce binarized image and grayscale image

表2 基于不同特征组合的 PLS-DA 和 RF 模型分类准确率

Tab.2 Classification accuracy of PLS-DA and RF models based on different combinations of features %

特征	PLS-DA 测试集	RF 测试集
颜色特征	68	82
形状特征	34	58
纹理特征	64	72
颜色与形状融合特征	70	74
颜色与纹理融合特征	76	88
形状与纹理融合特征	56	66
颜色形状纹理融合特征	78	92

从表2可以看出,颜色与纹理融合特征和颜色形状纹理融合特征所建立模型分类正确率要高于单一特征所建立的模型。这一结果表明,特征组合可以产生更好的效果,这也为利用特征组合来区分不同程度的镉胁迫提供了重要的解释。而颜色与形状融合特征和形状与纹理融合特征所建立模型分类正确率却低于单一模型所建立的模型,这是因为单一的形状特征与镉胁迫程度相关性较差,组合形状特征就等于增加一些冗余信息,因此组合形状特征模型性能反而变差了。在所有组合特征模型中,颜色形状纹理融合特征所建立的模型给出了最优结果,分类正确率为92%,所以本文选取颜色形状纹理融合特征用于降维及建模。

2.3 特征提取和模型构建

颜色形状纹理融合特征维数为46,高维数据带来了较大的计算资源浪费,计算识别速度较慢,不利于实际应用。本文使用 VIAVC 对图像特征进行降维,对控制参数进行大量实验测试,采样次数 $k = 1000$,交互检验次数为10。经过5次迭代后, VIAVC 保留了15个变量,对这15个变量进行排序,

利用10折双层交互检验按照排序向前选择,找出最佳的变量组合。

由图4可以看出,当变量数为5时,他们的交互检验正确率为90%,与全部变量的交互验证正确率78%相比,选择变量大大提高了预测能力,所选的5个变量分别是 H 分量的平均值 (H_M)、 R 分量的平均值 (R_M)、 H 分量的峰度 (H_K)、相关性 (W_{Co})、惯性矩 (W_{Mi})。从选择的变量可以看出,镉胁迫对颜色特征和纹理特征的影响较大,对形状特征的影响较小。

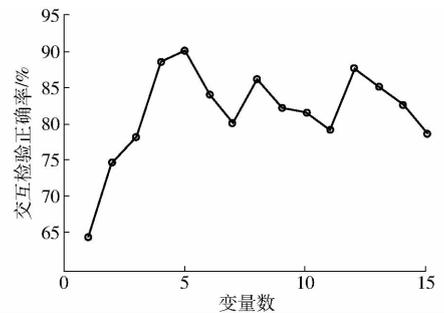


图4 利用交互检验按照排序选择变量组合曲线

Fig.4 Curves of using interactive check to select combination of variables in descending order

使用 CARS 对图像特征进行降维,其中设置 MC 采样次数为50,采用5折交叉验证方式。得到16个变量分别是:不变矩的 ϕ_5 和 ϕ_7 、灰度分布不均匀性 (W_{Cyd})、相关性 (W_{Co})、灰度熵 (W_{Cye})、梯度熵 (W_{Cym})、惯性矩 (W_{Mi})、逆差矩 (W_{Idm})、 R 分量的平均值 (R_M)、 R 分量的峰度 (R_k)、 G 分量的偏斜度 (G_s)、 B 分量的偏斜度 (B_s)、 B 分量的峰度 (B_k)、 H 分量的平均值 (H_M)、 H 分量的峰度 (H_K)、 S 分量的平均值 (S_M)。将2种特征选择方法选取的变量代入到 PLS-DA 和 RF 模型中建立分类模型,结果如表3所示。

从表3可以看出, VIAVC 的降维效果优于 CARS,变量数更为精简。基于 VIAVC 特征选择的模型训练集和预测集分类正确率都高于基于 CARS 特征选择的模型。RF 分类模型的效果比 PLS-DA 模型更优。综上,基于 VIAVC 的 RF 模型性能最好,训练集分类正确率为98.0%,预测集分类正确率为96.0%。

表 3 基于 2 种特征选择方法的 PLS-DA 和 RF 模型分类正确率

Tab.3 Classification accuracy of PLS-DA and RF models based on two feature selection methods %					
特征选择方法	变量数	PLS-DA		RF	
		训练集分类	预测集分类	训练集分类	预测集分类
VIAVC	5	96.7	90.0	98.0	96.0
CARS	16	90.0	84.0	91.3	88.0

3 结论

(1) 以易被叶类蔬菜吸收的重金属镉为对象, 根据国家标准设置 4 个梯度 (0、0.2、0.6、1 mg/kg) 对生菜进行镉胁迫试验。利用数码相机获取 4 个梯度的生菜叶片图像, 使用 K-means 聚类算法从背景中分割出生菜叶片; 提取目标图像的颜色、形状和纹理特征; 组合不同特征构建 PLS-DA 和 RF 模型, 识

别不同程度镉胁迫的生菜叶片; 采用 VIAVC 和 CARS 算法对 46 个图像特征进行降维, 构建新的 PLS-DA 和 RF 模型。

(2) 在 7 个组合特征模型中, 颜色形状纹理融合特征所建立模型得到了最优结果, 测试集分类正确率为 92%, 所以本文选取颜色形状纹理融合特征用于降维及建模。

(3) 利用 VIAVC 和 CARS 进行特征选择, VIAVC 的降维效果要优于 CARS。将 2 种特征选择算法得到的变量代入 PLS-DA 和 RF 2 个模型中, 建立分类模型, RF 模型的训练集分类正确率和预测集分类正确率均高于 PLS-DA。其中, 基于 VIAVC 的 RF 模型性能最好, 训练集和预测集分类正确率分别为 98.0% 和 96.0%。可见, 基于 VIAVC 的 RF 模型在降低了特征维数的前提下, 能够较好地对不同镉胁迫程度的生菜叶片进行识别, 可为实际应用提供技术支持和参考。

参 考 文 献

- 1 韩承华, 江解增. 重金属污染对蔬菜生产的危害以及缓解重金属污染措施的研究进展[J]. 中国蔬菜, 2014, 1(4):7-13. HAN Chenghua, JIANG Jiezeng. Research progress on effects of heavy metal on vegetable production and measures for releasing heavy metal stress [J]. China Vegetables, 2014, 1(4):7-13. (in Chinese)
- 2 张丙春, 王磊, 范丽霞, 等. 铅、镉在蔬菜中的累积特性及对蔬菜生长的影响[J]. 生态学杂志, 2015, 34(10):2873-2878. ZHANG Bingchun, WANG Lei, FAN Lixia, et al. Accumulation characteristics of lead and cadmium in vegetables and their effects on the growth of vegetables [J]. Chinese Journal of Ecology, 2015, 34(10):2873-2878. (in Chinese)
- 3 CHANG C Y, YU H Y, CHEN J J, et al. Accumulation of heavy metals in leaf vegetables from agricultural soils and associated potential health risks in the Pearl River Delta, South China [J]. Environmental Monitoring & Assessment, 2014, 186(3):1547-1560.
- 4 余娜, 钟志勇, 唐小江, 等. 镉引起肾脏毒性的细胞凋亡通路[J]. 生态毒理学报, 2014, 9(3):407-412. YU Na, ZHONG Zhiyong, TANG Xiaojiang, et al. Apoptotic pathways for cadmium-induced renal toxicity [J]. Asian Journal of Ecotoxicology, 2014, 9(3):407-412. (in Chinese)
- 5 范宝磊, 张健, 吴仲珍. 原子吸收和原子荧光光谱法测定茶园土壤中的微量元素[J]. 分子科学学报, 2010, 26(1):62-65. FAN Baolei, ZHANG Jian, WU Zhongzhen. Determination of trace elements in soil on tea garden by FAAS and FAFS [J]. Journal of Molecular Science, 2010, 26(1):62-65. (in Chinese)
- 6 万婕, 刘成梅, 刘伟, 等. 电感耦合等离子体原子发射光谱法分析不同产地大豆中的矿物元素含量[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(2):543-545. WAN Jie, LIU Chengmei, LIU Wei, et al. Determination of mineral elements in soybean from different producing areas by ICP-AES [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(2):543-545. (in Chinese)
- 7 刘洋, 张晓倩, 李梦婷, 等. 原子吸收光谱法测定蔬菜中的锌、钙、铜、铅和镉[J]. 食品研究与开发, 2015, 36(17):52-54. LIU Yang, ZHANG Xiaoqian, LI Mengting, et al. Determination of Zn, Ca, Cu, Pb and Cd in vegetables by atomic absorption spectrometry [J]. Food Research and Development, 2015, 36(17):52-54. (in Chinese)
- 8 汪学英, 殷晓俊. 微波消解样品-石墨炉原子吸收光谱法测定双黄连口服液及其药材中重金属元素[J]. 理化检验:化学分册, 2012(1):87-89. WANG Xueying, YIN Xiaojun. GF-AAS Determination of heavy metal elements in shuanghuanglian oral liquor and its raw medicines with microwave assisted sample digestion [J]. Physical Testing and Chemical Analysis Part B: Chemical Analysis, 2012(1):87-89. (in Chinese)
- 9 顾艳文, 李帅, 高伟, 等. 基于光谱参数对小白菜叶片镉含量的高光谱估算[J]. 生态学报, 2015, 35(13):4445-4453. GU Yanwen, LI Shuai, GAO Wei, et al. Hyperspectral estimation of the cadmium content in leaves of brassica rapachinesis based on the spectral parameters [J]. Acta Ecologica Sinica, 2015, 35(13):4445-4453. (in Chinese)
- 10 高伟. 镉胁迫下两种叶类蔬菜的叶片高光谱特征及生理参数模拟[D]. 重庆:西南大学, 2012. GAO Wei. Hyperspectral characteristics and simulation of some physiological parameters of leafy vegetables under Cd stress [D]. Chongqing: Southwest University, 2012. (in Chinese)

- 11 温芝元, 曹乐平. 基于补偿模糊神经网络的脐橙不同病虫害图像识别[J]. 农业工程学报, 2012, 28(11):152-157.
WEN Zhiyuan, CAO Leping. Image recognition of navel orange diseases and insect pests based on compensatory fuzzy neural networks [J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(11):152-157. (in Chinese)
- 12 TI S, SETH N. Fungus/disease analysis in tomato crop using image processing techniques [J]. International Journal of Computer Trends & Technology, 2014, 13(2):61-63.
- 13 MANNINEN H, PAAKKI M, HOPIA A, et al. Measuring the green color of vegetables from digital images using image analysis [J]. LWT - Food Science and Technology, 2015, 63(2):1184-1190.
- 14 李鸿强, 孙红, 李民赞. 基于机器视觉的结球甘蓝形状鉴别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(增刊):141-146.
http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2015S024&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.024.
- LI Hongqiang, SUN Hong, LI Minzan. Identification of cabbage ball shape based on machine vision [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.):141-146. (in Chinese)
- 15 潘磊庆, 王振杰, 孙柯, 等. 基于计算机视觉的稻谷霉变程度检测[J]. 农业工程学报, 2017, 33(3):272-280.
PAN Leiqing, WANG Zhenjie, SUN Ke, et al. Detection of paddy mildew degree based on computer vision [J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(3):272-280. (in Chinese)
- 16 黄东龙, 周勤. 水体突发性重金属污染胁迫斑马鱼的行为反应分析[J]. 环境监测管理与技术, 2011, 23(4):27-31.
HUANG D L, ZHOU Q. Behavior response analysis of zebrafish danio reirounder sudden heavy metal stress [J]. Administration & Technique of Environmental Monitoring, 2011, 23(4):27-31. (in Chinese)
- 17 乐立强, 吴玲, 孙静, 等. 基于机器视觉的皮蛋斑点检测和最佳生产配方研究[J]. 食品科学, 2012, 33(6):203-208.
LE Liqiang, WU Ling, SUN Jing, et al. Detection of spots on surface of preserved egg and optimal preserved formula based on machine vision [J]. Food Science, 2012, 33(6):203-208. (in Chinese)
- 18 CHITADE A Z, KATIYAR D S K. Colour based image segmentation using K-means clustering [J]. International Journal of Engineering Science & Technology, 2010, 2(10):5319-5325.
- 19 刘双喜, 张馨, 郑文秀, 等. 棉花异性纤维图像特征提取[J]. 农业机械学报, 2010, 41(3):158-162.
LIU Shuangxi, ZHANG Xin, ZHENG Xiuwen, et al. Image feature extraction of cotton foreign fibre [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(3):158-162. (in Chinese)
- 20 PARMAR P, KUMARI N, SHARMA V. Structural and functional alterations in photosynthetic apparatus of plants under cadmium stress [J]. Botanical Studies, 2013, 54(1):1-6.
- 21 孔维萍, 程鸿. 镉胁迫对蔬菜生长影响及蔬菜抗镉育种研究进展[J]. 北方园艺, 2013, 37(23):190-193.
KONG Weiping, CHENG Hong. Research advances on the effect of cadmium on vegetables growth and vegetable cadmium-resistance breeding [J]. Northern Horticulture, 2013, 37(23):190-193. (in Chinese)
- 22 SRIDHAR B B M, DIEHL S V, HAN F X, et al. Anatomical changes due to uptake and accumulation of Zn and Cd in Indian mustard (*Brassica juncea*) [J]. Environmental & Experimental Botany, 2005, 54(2):131-141.
- 23 CHEN H, WENDA X U, HAO X. Detection of rail track surface defects based on gray level-gradient co-occurrence matrix [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2015, 39(2):7-12.
- 24 冯兵, 李芝棠, 花广路. 基于灰度-梯度共生矩阵的图像型垃圾邮件识别方法[J]. 通信学报, 2013, 34(增刊2):1-4.
FENG Bing, LI Zhitang, HUA Guanglu. Image spam identification method based on gray-gradient co-occurrence matrix [J]. Journal on Communications, 2013, 34(Supp. 2):1-4. (in Chinese)
- 25 杨舒, 王玉德. 基于 Contourlet 变换和 Hu 不变矩的图像检索算法[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(1):306-310.
YANG Shu, WANG Yude. Image retrieval algorithm based on Contourlet transform and Hu invariant moments [J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(1):306-310. (in Chinese)
- 26 ZHANG R, WANG L. An image matching evolutionary algorithm based on Hu invariant moments [C] // 2011 International Conference on Image Analysis and Signal Processing. IEEE, 2011:113-117.
- 27 徐立新, 梁娟, 查金水, 等. 基于颜色常量的图像特征提取及其降维方法[J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(3):602-604.
XU Lixin, LIANG Juan, ZHA Jinshui, et al. Novel method for image feature retrieval based on color constant and its dimensionality reduction [J]. Computer Engineering and Design, 2007, 28(3):602-604. (in Chinese)
- 28 LI H, LIANG Y, XU Q, et al. Key wavelengths screening using competitive adaptive reweighted sampling method for multivariate calibration [J]. Analytica Chimica Acta, 2009, 648(1):77-84.
- 29 YUN Y H, FU L, DENG B C, et al. Erratum to: informative metabolites identification by variable importance analysis based on random variable combination [J]. Metabolomics, 2016, 12(2):1.
- 30 云永欢, 邓百川, 梁逸曾. 化学建模与模型集群分析[J]. 分析化学, 2015, 43(11):1638-1647.
YUN Yonghuan, DENG Baichuan, LIANG Yizeng. Progress of chemical modeling and model population analysis [J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2015, 43(11):1638-1647. (in Chinese)