

# 基于高光谱图像与视觉词袋模型的稻种发芽率预测研究

于施淼<sup>1</sup> 卢伟<sup>1</sup> 丁冬<sup>1</sup> 洪德林<sup>2</sup> 党晓景<sup>2</sup>

<sup>1</sup>南京农业大学工学院江苏省现代设施农业技术与装备工程实验室, 江苏 南京 210031

<sup>2</sup>南京农业大学农学院作物遗传与种质创新国家重点实验室, 江苏 南京 210095

**摘要** 为实现稻种品质的快速鉴定,以稻种最重要的品质参数之一——发芽率作为主要评价指标,通过高光谱成像技术结合视觉词袋(BoVW)模型的方法进行稻种发芽率的分级评价。挑选Y两优302、两优108和内5优8015三个品种的杂交水稻种子各100粒,在温度40℃、相对湿度100%条件下对三种稻种分别老化处理0、1、2、3、4 d,得到5个活力梯度的稻种。采集300粒稻种的高光谱图像,随机分为训练集(200份)和测试集(100份)。图像采集完毕后,进行稻种发芽实验,第14天时计算发芽率。采用主成分分析(PCA)方法选取特征波长,利用密集尺度不变特征变换(SIFT)算法提取稻种图像局部特征,再根据K-means算法聚类生成视觉词典。利用以径向基(RBF)核为核函数的支持向量机(SVM)分类器建立稻种发芽率分级预测模型,判别精度为95.65%。结果表明,采用高光谱成像技术结合视觉词袋模型进行水稻发芽率的快速、无损预测是可行的。

**关键词** 图像处理; 高光谱成像; 视觉词袋; 稻种; 发芽率; 支持向量机

中图分类号 TP391.4; S511

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP53.011003

## Prediction of Rice Seed Germination Rate Based on Hyperspectral Image and Bag of Visual Words Model

Yu Shimiao<sup>1</sup> Lu Wei<sup>1</sup> Ding Dong<sup>1</sup> Hong Delin<sup>2</sup> Dang Xiaojing<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Jiangsu Provincial Laboratory of Modern Facility, Agriculture Technology and Equipment Engineering, College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing, Jiangsu 210031, China

<sup>2</sup>State Key Laboratory of Crop Genetics & Germplasm Enhancement, College of Agriculture, Nanjing Agricultural University, Nanjing, Jiangsu 210095, China

**Abstract** Germination rate is one of the most important quality parameters of rice seeds. In order to identify the quality of rice seeds rapidly, the hyperspectral imaging technology and the bag of visual words (BoVW) are combined to establish a grading model of rice seed germination rate. Three kinds of hybrid rice seeds, YLiangyou302, Liangyou 108 and Nei5you8015 are selected to be aged artificially for 0, 1, 2, 3, 4 d under the condition of temperature of 40 °C and relative humidity of 100%, and 5 dynamic gradients are obtained. Hyperspectral images of 300 samples are randomly divided into a training set (200 samples) and a test set (100 samples). After imaging selection, the germination rate test is performed and the germination rate is calculated on the 14<sup>th</sup> day. Principal component analysis (PCA) is applied to select characteristic wavelengths from the full spectral band. Scale-invariant feature transform (SIFT) is used to extract the local features of each image. All local features are clustered by K-means algorithm to generate visual dictionary. The support vector machine (SVM) classification model of rice seed germination rate is established with the radial basis function (RBF), and the discrimination accuracy reaches 95.65%. The result suggests that it is feasible to predict germination rate of rice seeds by using hyperspectral imaging technology combined with

收稿日期: 2015-06-17; 收到修改稿日期: 2015-08-20; 网络出版日期: 2015-11-13

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(61401215)、江苏省自然科学基金青年基金(BK20130696)、中央高校基本科研业务经费(KYZ201427)

作者简介: 于施淼(1994—),女,本科生,主要从事农产品无损检测技术方面的研究。E-mail: yushimiao\_njau@163.com

导师简介: 卢伟(1978—),男,博士,副教授,主要从事农产品无损检测技术与农业机器人等方面的研究。

E-mail: njaurobot@njau.edu.cn

BoVM model.

**Key words** image processing; hyperspectral imaging; bag of visual words model; rice seed; germination rate; support vector machine

**OCIS codes** 100.4145; 110.2970; 100.2960; 110.4234

## 1 引言

水稻是最主要的三大粮食作物之一,我国水稻年产量约为4.8亿吨,占世界粮食总产量的1/4,水稻的质量是我国民生的重要保证,其评价指标主要包括品种纯度、种子净度、发芽率、含水率、活力和生活力等。近年来,由于高光谱成像技术结合了图像技术和光谱技术的优点,具有高空间分辨率和时间分辨率,成为农产品品质检测领域的研究热点<sup>[1-2]</sup>。

Siripatrawa等<sup>[3]</sup>利用自组织映射法(SOM),将糙米颗粒受不同程度真菌感染的高光谱图像数据进行分类,再结合偏最小二乘法(PLS)对糙米颗粒的真菌感染进行预测,预测结果的相关系数为0.97,均方根误差为0.39 log CFU/g。Nansen等<sup>[4]</sup>利用高光谱成像技术预测澳大利亚三种植物种子的发芽率。将种子分别老化0、1、2、5、10、20、30、50 d,利用线性判别分析法(LDA)选取贡献率最高的前10个特征。通过对不同分类的独立验证,发现金合欢和伞房种子的发芽率预测精度都超过85%,而佛塔花种子发芽率的分类精度约为80%。说明种子发芽率可以基于光谱反射率进行预测。Wang等<sup>[5]</sup>利用主成分分析(PCA)对水稻图像感兴趣区域(ROI)提取特征,结合反向传播(BP)神经网络对水稻品种进行建模预测,精度为94.45%。

词袋模型(BoW)最初用于文档信息处理领域,近年来,研究人员逐渐将词袋模型拓展到计算机视觉和图像处理领域<sup>[6]</sup>。Stalbaum等<sup>[7]</sup>利用视觉词袋模型(BoVW)进行场景识别。Kim等<sup>[8]</sup>基于视觉词袋模型对大型目标识别系统进行性能评估。通过密集尺度不变特征变换(SIFT)算子提取原始图像特征,构建词树,并与紧凑视觉描述子进行对比,评估结果准确度达90%以上,适用于特定领域。黄双萍等<sup>[9]</sup>提出一种光谱词袋(BoSW)模型分析方法,采用卡方-支持向量机(Chi-SVM)分类算法对水稻穗瘟病害程度进行分级,识别精度为94.72%。

为提高水稻发芽率快速、无损预测的分类精度,对水稻品质做出正确描述,本文利用高光谱成像技术结合视觉词袋模型对多种稻种进行发芽率分类预测,为水稻发芽率检测建立普适性模型。利用K-means算法对稻种高光谱图像特征进行聚类,再结合支持向量机(SVM)建立稻种发芽率分类预测模型。

## 2 材料与方法

### 2.1 材料制备

实验研究对象为Y两优302、两优108和内5优8015三种杂交水稻,购买自南京市神州种业科技有限公司。买回后在每个品种中挑选粒大、饱满、无霉变的稻种各100粒作为高光谱实验样本,通过人工加速老化的方法快速得到劣变程度不同、发芽率等级不同的稻种样本。将300粒稻种随机均分为5份,每份60粒。在温度40℃、相对湿度100%条件下进行高温高湿老化,取4份放入人工气候箱(宁波江南仪器厂)内分别老化1、2、3、4 d,并按品种和老化时间编号。第5份不作老化处理,记为0 d。经老化处理的样品在室温下晾晒2 d后装入小塑料袋中,置于4℃冰箱内冷藏。按照上述分组过程准备4组、共1200粒人工老化的种子,为发芽率实验做准备。

### 2.2 仪器设备

高光谱成像系统如图1所示。系统主要包括:1-计算机(Dell, Inter(R) Core i3-2100 CPU @ 3.10 GHz, RAM 2.0 GB);2-暗箱;3-CCD摄像头(Raptor EM285 CL);4-成像光谱仪(Imspector V10 E, 芬兰);5-一对光纤卤素灯(IT 3900, 150 W);6-稻种样本;7-电控位移台。高光谱摄像机可采集到的实际光谱范围为358~1021 nm,光谱分辨率为2.8 nm,光谱采样的平均间隔约为0.55 nm,因此可获得1232个波段。为避免其他光源和噪声的干扰,整个图像采集操作均在暗箱内完成。

图像采集使用Spectral Cube软件平台,数据处理和分析使用ENVI4.8和Matlab R2010b等软件平台。

### 2.3 光谱图像采集和黑白校正

摄像头的曝光时间和位移台的移动速度等参数会影响图像的清晰度。为得到清楚、不失真的光谱图,

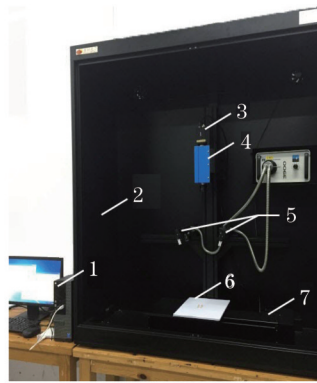


图1 高光谱成像系统

Fig.1 Hyperspectral imaging system

需要设定系统参数。经多次实验,设定摄像头曝光时间为 0.05 s,位移台移动速度为 1.5 mm/s,10 粒稻种为一组,按 2×5 方阵平铺在载物台上,共 30 组。

为尽量减小暗电流和噪声的影响,采集图像前需进行黑白校正。在上述设置参数条件下,首先扫描反射率为 100% 的标准白板得到全白标定图像;盖上摄像头盖得到反射率为零的全黑标定图像。根据(1)式可得到标定后的相对光谱图像。

$$R = \frac{I - D}{W - D}, \quad (1)$$

式中  $I$  为样本原始光谱图像,  $D$  为全黑标定图像,  $W$  为全白标定图像,  $R$  为标定后的相对图像。

## 2.4 发芽实验

为快速获得不同梯度的稻种发芽率,实验采用人工加速老化法,从老化 0~4 d 的三个水稻品种中,各随机挑选 100 粒种子放入装有清水的培养皿中,将培养皿放入 25 °C 培养箱(宁波江南仪器厂)中浸种 24 h。浸种完成后,将稻种按序号放入垫有两层滤纸的发芽床中,加水湿润,每粒种子之间留有种子直径 5 倍以上的间距,盖好盖子后放入 25 °C RXZ 系列智能人工气候培养箱(宁波江南仪器厂)中,按照 GB/T 3543-1995 发芽技术规程<sup>[10]</sup>的要求培养 14 d(光照时间设置为 12 h 光照,12 h 黑暗)。每天记录一次不同老化程度稻种的发芽情况,并在第 14 天计算发芽率。每个实验重复 4 次。

## 2.5 视觉词袋模型构建

词袋模型最初是基于自然语言处理模型提出的,用于文档处理和分类。统计文档中词汇的语义特征和出现频率,建立词汇直方图,构成分类词袋。近年来,随着数字图像技术的发展,词袋模型逐渐从文档处理过渡到图像处理领域,形成视觉词袋模型。构建视觉词袋模型的主要步骤为:1) 利用 PCA 选取特征波长;2) 用 SIFT 算法提取特征波长下的图像特征描述子;3) 根据 K-means 算法对稻种训练集图像进行聚类,形成视觉词典;4) 利用直方图统计各词汇的频率,建立视觉词袋模型表达。具体流程如图 2 所示。

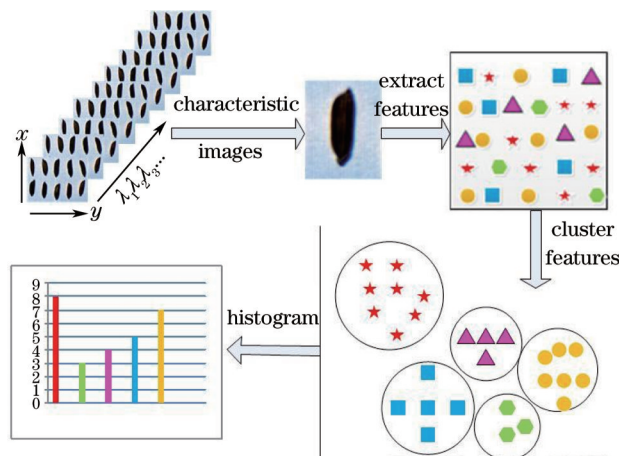


图2 词袋模型构建流程图

Fig.2 Construction flow of BoVW model

### 2.5.1 特征波长的选取方法

PCA通过线性变换,选出数量较少的重要变量,使数据差异达到最大<sup>[11]</sup>。PCA得到的各个主成分之间相互独立,既能很好地消除冗余信息的影响,又可以实现高维光谱降维到低维空间<sup>[12]</sup>。分析原始光谱数据,根据贡献率选取前几个主成分,每一个主成分都是由原始数据中不同波长下的光谱反射率经过线性组合而成。每个波长反射率的系数称为权重系数,局部权重系数最大处的波长即为特征波长,选择特征波长对应的图像作为实验的特征图像。

### 2.5.2 SIFT特征提取

SIFT算法最初由Lowe于1999年提出<sup>[13]</sup>,能够解决目标对象的平移、旋转和缩放等问题,保证特征的尺度不变性,被广泛应用于目标识别技术中。对一幅图像 $I(x,y)$ ,首先利用高斯函数构建尺度空间,其定义为

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) \cdot I(x,y), \quad (2)$$

式中 $\sigma$ 为尺度因子, $G(x,y,\sigma)$ 为尺度可变高斯函数,且有

$$G(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right). \quad (3)$$

为对图像所有位置进行检测以得到特征点的准确位置,需要建立高斯尺度金字塔。高斯差分算子由相邻尺度的高斯函数相减得到,DOG图像描述的是目标的轮廓。DOG算子的定义为

$$D(x,y,\sigma) = [G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)] \cdot I(x,y) = L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma), \quad (4)$$

式中 $k$ 表示相邻两层之间的 $\sigma$ 值相差 $k$ 倍。图像的所有SIFT特征点全部提取之后,以一个特征点为中心,获取其邻域像素的梯度方向分布特性。在特征点尺度空间内的每个 $4 \times 4$ 区域上统计8个方向的梯度方向直方图,可生成128维SIFT描述子。

### 2.5.3 K-means聚类算法

提取的每粒稻种光谱图像的特征向量维数多、数量大,需聚类生成视觉词典。K-means聚类算法属于非监督学习方法,能够按聚类相似度将 $n$ 个对象划分为 $K$ 个聚类,使同一聚类内部的对象相似度较高,而不同聚类之间的对象相似度较低<sup>[14]</sup>。

K-means聚类算法的具体步骤如下:

- 1) 在稻种SIFT描述子中随机选取 $K$ 个向量作为聚类中心;
- 2) 计算每个描述子到聚类中心的距离,按最邻近原则将其归属到相应稻种特征类簇;
- 3) 重新选取聚类中心。聚类中心应为每个类簇内所有稻种SIFT描述子的坐标平均值;
- 4) 重复步骤2)、3),直至聚类趋于稳定,每个聚类内部尽可能靠近,各聚类之间尽可能分散。

### 2.5.4 直方图归一化

将聚类生成的视觉词典中每一个视觉词出现的频率进行直方图统计,每个图像均能用一个视觉词频直方图表示。归一化的直方图即为稻种高光谱图像的视觉词袋模型,用于后续训练及分类。

## 2.6 SVM稻种发芽率分级预测模型

SVM最早由Cortes和Vapnik于1995年提出,以VC维理论和结构风险最小理论为基础,即根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷,以期获得最好的推广能力<sup>[15]</sup>。SVM利用核函数,使用非线性算法将低维输入空间线性不可分的样本转化为高维特征空间使其线性可分,使得高维特征空间采用线性算法能够对样本的非线性特征进行线性分析,同时还可避免维数灾难。

## 3 结果与分析

### 3.1 PCA提取特征波长

实验选取每粒稻种图像中心部位的 $30 \text{ pixel} \times 30 \text{ pixel}$ 作为感兴趣区域,在全波段进行主成分分析。经过PCA得到的第一主成分贡献率为80.853%,第二主成分贡献率为13.365%,前两个主成分的累计贡献率达到94%以上,第二主成分之后的主成分贡献率非常小。主成分的表达式为

$$C_m = \sum_{i=1}^n \alpha_i X_i, \quad (5)$$

式中  $C_m$  为第  $m$  个主成分,  $\alpha_i$  为第  $i$  个变量的权重系数,  $X_i$  为相应波长下的光谱反射率。

第二主成分中各波长的权重系数如图3所示。权重系数越大,对应波长下的光谱反射率贡献就越大。以0.06为阈值,比较1232个波长的权重系数,找到权重系数较大的两个波段范围  $\alpha_{259} \sim \alpha_{488}$  和  $\alpha_{687} \sim \alpha_{787}$ , 其对应的波段为410~612 nm和720~775 nm(图3中的高亮部分)。因此,选择这两个波段范围对应的图像进行后续特征提取。

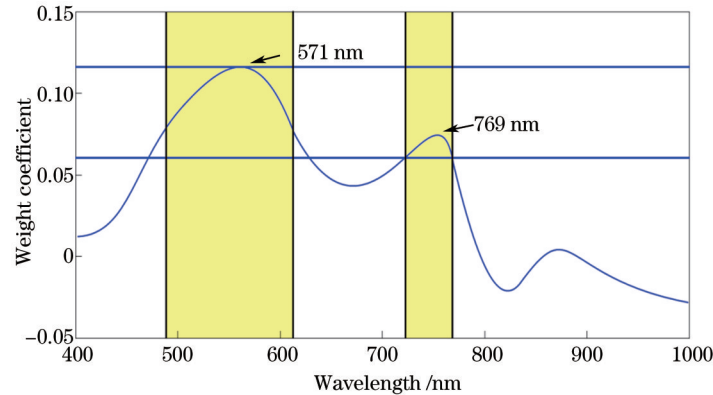


图3 各波长的权重系数图

Fig.3 Weight coefficient for primary component 2

### 3.2 稻种发芽率等级分类

三类稻种发芽率统计如表1所示。由于水稻品种的差异,三种稻种在不同老化程度时发芽率存在差异,但发芽率均随老化时间的增加呈下降趋势。按照不同稻种发芽率随老化程度的变化,考虑品种及发芽率波动范围的影响,将发芽率划分为5个等级,老化0 d、老化1 d、老化2 d、老化3 d以及老化4 d。

表1 不同水稻品种发芽率

Table 1 Germination rate of different rice varieties

Aging time / d	Germination rate /%		
	YLiangyou302	Liangyou108	Nei5you8015
0	91.0±2.4	90.6±1.3	88.4±2.5
1	90.4±1.8	87.8±3.4	84.0±3.2
2	87.8±2.3	82.4±2.8	83.6±1.7
3	84.6±4.1	77.4±4.5	80.0±2.2
4	81.4±3.4	73.0±3.7	76.2±3.6

### 3.3 词典容量 $K$ 对识别精度的影响

词典容量  $K$  选取不同值,会对识别精度造成一定影响。对50~600之间不同单词容量的稻种发芽率分级精度进行比较。图4为径向基(RBF)-SVM模型下发芽率分级精度随  $K$  值变化的曲线图。

从图4可以看到,当词典容量  $K$  取200左右时,三类稻种的分类精度均达到最高值,分别为97.325%、

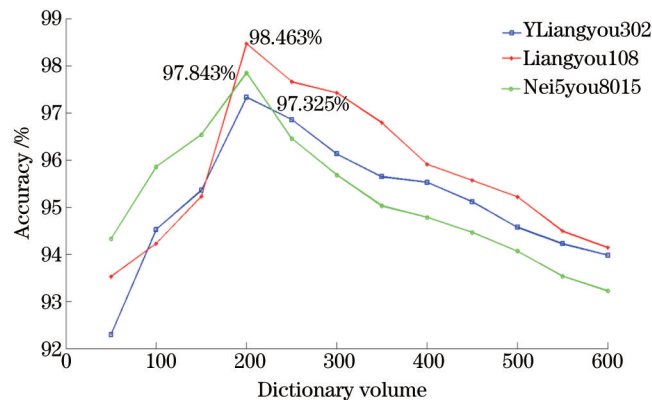


图4 单词量对识别精度的影响

Fig.4 Effect of dictionary volume on discrimination accuracy

98.463%和97.843%。虽然识别精度对不同水稻品种有一定差异,但整体趋势是一致的。当 $K>200$ 时,随着单词量的增加,聚类越来越精细,导致模型对于影响因素的变化敏感,识别精度降低。

### 3.4 SVM核函数对识别精度的影响

常用的SVM核函数主要有线性核、多项式核、径向基核和S型核等。这4种核函数的计算方法为

$$k(x, y) = x^T y, \quad (6)$$

$$k(x, y) = (\gamma x^T y + \gamma)^d, \quad \gamma > 0, \quad (7)$$

$$k(\|x - y\|) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (8)$$

$$k(x, y) = \tanh(\gamma x^T y + r), \quad (9)$$

式中 $\gamma, r, d$ 为核参数, $\sigma$ 为核函数的宽度参数,采用交叉验证法选择RBF核函数的最优参数(惩罚因子 $c=0.574$ ,核函数参数 $g=36.758$ )。不同核函数的分级精度如表2所示。可以看出,RBF核的训练集精度和测试集精度均高于其他三种核函数,分级精度分别为99.08%和95.65%,因此采用RBF作为SVM算法的核函数。

表2 采用不同核函数的分级精度

Table 2 Classification accuracy with different kernel functions

Model	Training accuracy /%	Test accuracy /%
Linear-SVM	89.65	82.24
Polynomial-SVM	93.72	92.17
RBF-SVM	99.08	95.65
Sigmoid-SVM	98.23	90.35

最终确定单词容量 $K=200$ 、RBF核函数的惩罚因子 $c=0.574$ 、核参数 $g=36.758$ ,建立训练集和测试集的稻种发芽率SVM模型,识别结果分别如表3和表4所示。

表3 训练集判别结果

Table 3 Discrimination results of training set

Grade	Sample number	Discrimination results					Discrimination accuracy /%
		Aging 0 d	Aging 1 d	Aging 2 d	Aging 3 d	Aging 4 d	
Aging 0 d	36	36	0	0	0	0	99.08
Aging 1 d	47	0	47	0	0	0	
Aging 2 d	28	0	0	28	0	0	
Aging 3 d	51	0	0	0	50	1	
Aging 4 d	38	0	0	1	0	37	

表4 测试集判别结果

Table 4 Discrimination results of test set

Grade	Sample number	Discrimination results					Discrimination accuracy /%
		Aging 0 d	Aging 1 d	Aging 2 d	Aging 3 d	Aging 4 d	
Aging 0 d	24	23	1	0	0	0	95.65
Aging 1 d	13	0	13	0	0	0	
Aging 2 d	32	0	1	30	0	1	
Aging 3 d	9	0	0	0	9	0	
Aging 4 d	22	0	0	1	1	20	

从模型预测效果可以发现,误判常常发生在相邻的两个等级之间,这是因为两个相邻的等级之间判别指标十分相近,且老化程度相差不是太大,相邻时间的稻种发芽率变化不是十分明显。但总体的平均预测精度达到95%以上,能够对稻种发芽率按照老化程度较好地进行分类识别。图5为测试集的水稻发芽率SVM模型效果。

## 4 结 论

已有研究表明<sup>[16-17]</sup>,老化会对种子内部生理生化特性造成影响,导致种子发芽率降低:损害细胞膜完整

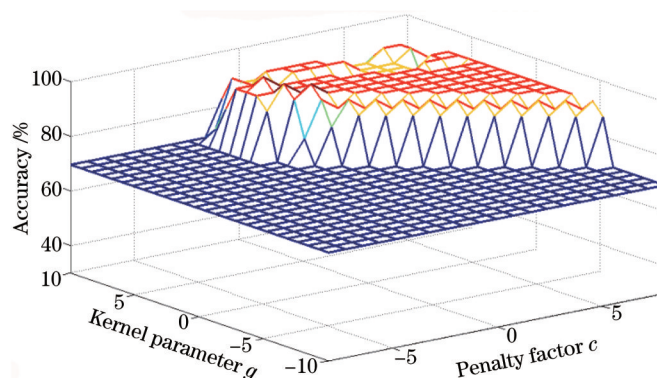


图5 测试集的SVM分类模型效果

Fig.5 Performance of SVM classification model for test set

性,细胞膜系统脂质过氧化,使细胞衰老加剧;膜结构和通透性发生改变;影响酶活性等。因此,采用人工加速老化的方法可快速获得发芽率不同的稻种,以满足稻种发芽率的分级需要。本文针对稻种发芽率检测周期长、检测方法较繁琐等问题,将视觉词袋模型引入稻种高光谱图像特征分类中,建立稻种发芽率分级预测模型。

采用PCA提取特征波长,利用SIFT算法提取特征波长下的稻种高光谱图像特征,再结合K-means算法对特征图像进行聚类生成词频直方图,最后以发芽率评判等级为分级依据,建立SVM稻种分级预测模型。实验结果表明,单词容量 $K=200$ 时,模型对三类水稻的种子发芽率预测效果最好,且采用RBF作为核函数的SVM分类算法更适合建立稻种发芽率预测模型,分类预测精度为95.65%。

传统的发芽率实验周期较长,而高光谱成像技术可以同时获得稻种样本的时间和空间信息,图谱合一,再结合视觉词袋模型将稻种高光谱图像特征进行分类统计,建立稻种发芽率SVM分级判别模型,预测精度在95%以上。说明视觉词袋模型用于水稻发芽率分级预测的方法是可行的。

### 参考文献

- 1 Zhao Guilin, Zhu Qibing, Huang Min. Apple mealiness detection using supervised isometric feature mapping and support vector machine based on hyperspectral scattering image[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2011, 48(10): 101002.  
赵桂林,朱启兵,黄敏. 高光谱的有监督Isomap SVM苹果粉质化分类[J]. *激光与光电子学进展*, 2011, 48(10): 101002.
- 2 Xue Long, Li Jing, Liu Muhua. Detecting pesticide residue on navel orange surface by using hyperspectral imaging[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, 28(12): 2277-2280.  
薛龙,黎静,刘木华. 基于高光谱图像技术的水果表面农药残留检测试验研究[J]. *光学学报*, 2008(12): 2277-2280.
- 3 Siripatrawan U, Makino Y. Monitoring fungal growth on brown rice grains using rapid and non-destructive hyperspectral imaging[J]. *International Journal of Food Microbiology*, 2015, 199: 93-100.
- 4 Nansen C, Zhao G, Dakin N, *et al.*. Using hyperspectral imaging to determine germination of native Australian plant seeds [J]. *Journal of Photochemistry and Photobiology B - Biology*, 2015, 145: 19-24.
- 5 Wang L, Liu D, Pu H B, *et al.*. Use of hyperspectral imaging to discriminate the variety and quality of rice[J]. *Food Analysis Methods*, 2015, 8(2): 515-523.
- 6 Yang J, Liu J B, Dai Q. An improved bag-of-words framework for remote sensing image retrieval in large-scale image databases[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2015, 8(4): 273-292.
- 7 Stalbaum J, Chao H W, Song J B. Scene recognition with bag of visual nouns and prepositions[J]. *Intelligent Service Robotics*, 2015, 8(2): 115-125.
- 8 Kim M, Yoon K. Performance evaluation of large-scale object recognition system using bag-of-visual words model[J]. *Multimedia and Applications*, 2015, 74(7): 2499-2517.
- 9 Huang Shuangping, Qi Long, Ma Xu, *et al.*. Grading method of rice panicle blast severity based on hyperspectral image[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 31(1): 212-219.  
黄双萍,齐龙,马旭,等. 基于高光谱成像的水稻穗瘟病害程度分级方法[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(1): 212-219.
- 10 Zhi Juzhen, Bi Xinhua, Du Kemin, *et al.*. GB/T3543.4-1995 Rules for agricultural seed testing - germination test[S]. Beijing: Chinese Standard Press, 1995.  
支巨振,毕辛华,杜克敏,等. GB/T3543.4-1995农作物种子检验规程-发芽试验[S]. 北京:中国标准出版社, 1995.

- 11 Xiong Yang, Si Minzhen, Gao Fei, *et al.*. Study on cervical cancer oxyhemoglobin using near-infrared surface-enhanced Raman spectroscopy[J]. *Chinese J Lasers*, 2015, 42(1): 0115001.  
熊 洋, 司民真, 高 飞, 等. 基于NIR-SERS光谱技术分析宫颈癌氧合血红蛋白[J]. *中国激光*, 2015, 42(1): 0115001.
- 12 Liu Pan, Liu Zhen, Zhu Ming, *et al.*. A spectral gamut mapping model in visual features weighted PCA space[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(6): 0633001.  
刘 攀, 刘 真, 朱 明, 等. 加权视觉特性的PCA空间内光谱域映射模型[J]. *光学学报*, 2015, 35(6): 0633001.
- 13 Wang Canjin, Sun Tao, Wang Rui, *et al.*. Color image registration based on colored binary local invariant descriptor[J]. *Chinese J Lasers*, 2015, 42(1): 0109001.  
王灿进, 孙 涛, 王 锐, 等. 基于彩色二进制局部不变特征的图像配准[J]. *中国激光*, 2015, 42(1): 0109001.
- 14 Wang Tao. Research on Bag of Words Model-Based Facial Expression Recognition[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2013: 6-12.  
王 涛. 基于词袋模型的人脸表情识别研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2013: 6-12.
- 15 Wang Shutao, Zeng Qiuju, Song Haobing, *et al.*. Signal denoising method based on the SVM filter absorption methane detection [J]. *Chinese J Lasers*, 2014, 41(9): 0915001.  
王书涛, 曾秋菊, 宋浩兵, 等. 基于SVM滤波器的吸收式甲烷检测的信号去噪方法[J]. *中国激光*, 2014, 41(9): 0915001.
- 16 Pukacka S. Changes in membrane lipid components and antioxidant levels during natural aging of seeds of *Acer platanoides* [J]. *Physiologia Plantarum*, 1991, 82: 306-310.
- 17 Van Breusegem F, Vranova E, Dat J F, *et al.*. The role of active oxygen species in plant signal transduction[J]. *Plant Science*, 2001, 161(3): 405-414.

栏目编辑: 吴秀娟