

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.S0.052

基于 HOG 特征的 IKSVM 稻瘟病孢子检测

王震^{1,2} 褚桂坤¹ 王金星^{1,2} 黄信诚³ 高发瑞³ 丁新华⁴(1. 山东农业大学机械与电子工程学院, 泰安 271018; 2. 山东省园艺机械与装备重点实验室, 泰安 271018;
3. 济宁市农业科学研究院, 济宁 273013; 4. 山东农业大学植物保护学院, 泰安 271018)

摘要: 为解决稻瘟病孢子的人工检测过程中主观性强、自动化程度低、效率低等问题, 提出一种基于梯度方向直方图特征(HOG 特征)的加性交叉核支持向量机(IKSVM)的稻瘟病孢子检测方法。该方法首先利用图像采集系统采集稻瘟病孢子图像, 利用 Gamma 校正法调节图像的对比度, 抑制噪声干扰; 然后, 提取孢子图像的 HOG 特征作为输入向量, 输入到支持向量机中, 构建加性交叉核支持向量机分类器; 最后, 通过训练得到稻瘟病孢子分类器。为测试所提出的 HOG/IKSVM 方法的综合性能, 分别选用 HOG/线性 SVM 方法与 HOG/径向基核 SVM(HOG/RBF-SVM)方法做对比试验。试验结果表明, HOG/IKSVM 的检测率为 98.2%, 高于 HOG/线性 SVM 方法的 79%; 在平均检测时间上, HOG/IKSVM 方法的平均检测耗时仅为 HOG/RBF-SVM 方法的 1.1%。说明该方法可以进行稻瘟病孢子室内检测识别。

关键词: 稻瘟病孢子; 图像识别; HOG 特征; 加性交叉核支持向量机

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)S0-0387-06

Spores Detection of Rice Blast by IKSVM Based on HOG Features

WANG Zhen^{1,2} CHU Guikun¹ WANG Jinxing^{1,2} HUANG Xincheng³ GAO Farui³ DING Xinhua⁴

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agricultural University, Taian 271018, China

2. Shandong Provincial Key Laboratory of Horticultural Machineries and Equipment, Taian 271018, China

3. Jining Agricultural Research Institute, Jining 273013, China

4. College of Plant Protection, Shandong Agricultural University, Taian 271018, China)

Abstract: In order to solve the disadvantages such as strong subjectivity, low automation and low efficiency of spores detection in rice blast, an additive intersection kernel support vector machine (IKSVM) based on histogram of oriented gradient feature (HOG feature) was proposed to detect rice blast spores. Firstly, the image acquisition system was used to collect spores images of rice blast disease, and Gamma correction was used to adjust the contrast of the images to suppress noise interference. Secondly, the HOG feature of the spores image was extracted as input vectors and input into the support vector machine to construct the intersection kernel support vector machine classifier. Finally, the rice blast spores classifier was obtained by training. In order to test the comprehensive performance of proposed HOG/IKSVM, the HOG/linear SVM method and the HOG/radial basis function kernel SVM (RBF-SVM) method were used for the comparison test. The test results showed that the detection rate of HOG/IKSVM was 98.2%, which was higher than the 79% of the HOG/linear SVM method. On average detection time, the average detection time of HOG/IKSVM was only 1.1% of the HOG/RBF-SVM method. This method can be used as a rapid and accurate identification method for indoor detection of rice blast.

Key words: rice blast spores; image identification; HOG feature; intersection kernel support vector machine

收稿日期: 2018-07-15 修回日期: 2018-08-20

基金项目: 公益性行业农业科研专项(201303005)、山东省现代农业产业技术体系水稻创新项目和山东省“双一流”奖补资金项目(SYL2017XTTD14)

作者简介: 王震(1985—), 男, 讲师, 博士生, 主要从事精准农业信息化研究, E-mail: wangzhenxky@sdau.edu.cn

通信作者: 王金星(1970—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事农业机械化工程研究, E-mail: jinxingw@163.com

0 引言

由病原菌引发的稻瘟病是水稻生产上的重要病害,严重威胁水稻的生产安全^[1-2]。从幼苗期到成熟期的各个时期的水稻植株均能被稻瘟病侵染,患发苗瘟、叶瘟、茎瘟和穗瘟等疾病,水稻的产量和品质受到严重影响^[3-5]。因此,准确识别与检测稻瘟病病害,对于稻瘟病害的防治和水稻安全生产具有重要意义^[6]。

目前,稻瘟病的识别与分级检测方法主要分为大田检测法和实验室检测法^[7]。大田检测法是由农业劳动者或专家在田地中利用肉眼观察水稻的形态,并对病情的发生进行判断。这种方法存在主观性强、判断不准确等缺点。实验室检测法是指由专业的检测人员对采集到的水稻样本进行显微观察,并对样本中的孢子数目进行统计。该方法虽然提升了检测的准确率,但是由于孢子数量巨大,孢子个体小,导致实验室检测需要花费大量的时间和精力。且当样本中掺有其他病原孢子时,实验室检测的难度会大大增加,极大地影响对初期灾害的判别。

图像识别技术是利用计算机的数字处理能力对需要识别的图像进行处理、分析、理解,从而对图像中不同模式的目标进行识别的技术^[8],利用图像识别技术对稻瘟病孢子进行检测相较于传统的检测方法具有快速、低成本、智能化等优点。目前,图像识别技术在植物病原菌识别检测方面已有较多的应用^[9-11]。上述关于植物病原菌的图像识别检测算法对形态多变、尺度不同、细胞之间有重叠的孢子细胞的检测鲁棒性较差。所以,需要研究更加鲁棒的方法来克服干扰,从而准确定位孢子细胞位置。现有的检测算法对样本的需求量大,算法冗长复杂,造成识别效率不高。HOG 特征通过统计孢子图像局部的梯度幅值和方向的分布来描述孢子的结构和形状^[12],同时采用加性交叉核支持向量机,既具备非线性 SVM 的分类准确率,又可兼顾线性 SVM 快速训练和分类的能力^[13]。因此,本文提出一种基于梯度方向直方图特征(HOG)的加性交叉核支持向量机(IKSVM)稻瘟病孢子检测方法。

1 材料制备与显微图像采集

1.1 材料制备

研究中所用的稻瘟病菌生理小种为由山东农业大学植物保护学院保存的 Zhong10-8-14。将稻瘟病菌生理小种放置在配置好的完全培养基上,然后放置于培养箱中,温度调至 26℃,光照 12 h/暗 12 h。生长 12~14 d 后,用灭菌水将孢子从培养皿上洗下

来,制备成孢悬液。

1.2 显微图像采集

研究中所用的图像采集系统为杭州图谱 ToupCam 系列显微图像分析系统(型号 TP610000A),该系统由相机部分和软件部分组成。相机部分采用目前最先进的科学级高解析度大面阵 CCD/CMOS 图像传感器,显微镜为研究级正置显微镜,图 1 为本研究所使用的图像采集系统。

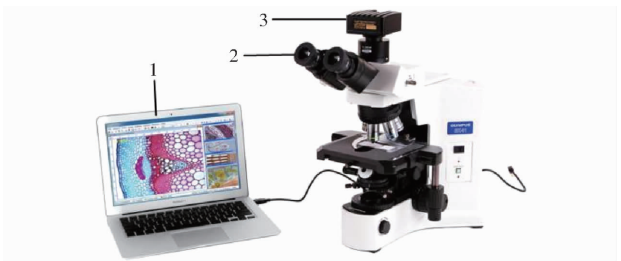


图 1 图像采集系统

Fig. 1 Image detection system

1. PC 图形工作站 2. 显微镜 3. CCD/CMOS 相机

利用图像采集系统对孢子玻片进行观察和拍照。使用细口滴管将稀释的孢悬液滴在载玻片中央,盖上清洁干燥的盖玻片,将载玻片放置在显微镜载物台上,选用放大倍数为 10×20 观察,找到目标区域,通过图像采集系统采集稻瘟病孢子显微图像。分别对制作的 60 片稻瘟病孢子临时玻片进行图像采集,每片随机选取 5 个视野,共获得 300 幅显微图像样本。随机选取 150 幅用于选取孢子的 HOG 特征,150 幅用于结果测试。图像的大小为 696 像素×520 像素,8 位图,RGB 颜色空间模式。图 2 为图像采集系统所采集的稻瘟病孢子图像。

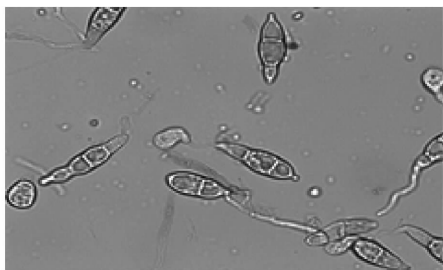


图 2 稻瘟病孢子图像

Fig. 2 Image of blast spores

2 图像处理与孢子识别

2.1 图像特征提取

梯度方向直方图特征(HOG 特征)是由 DALAL 等^[14]提出的,是一种描述图像局部特征的描述子。HOG 特征的提出是由于大量数据表明,局部物体的外观和形状能够通过局部区域的梯度密度分布或者边界方向分布来描述,即使不知道这些梯度或边界的具体信息,HOG 也能表示出图像的特征^[15-17]。

本文 HOG 特征算法的基本思想是稻瘟病孢子的结构和形状能够被梯度强度在梯度方向上很好地描述。

在本文的 HOG 特征提取算法中,首先采用 Gamma 校正调节图像的对比度,抑制噪声的干扰,图 3 为 Gamma 校正效果图,校正所用公式为

$$Y(x,y)=I(x,y)^{\gamma} \tag{1}$$

其中 $\gamma=0.5$
式中 $I(x,y)$ ——输入的原图像

$Y(x,y)$ ——校正后所得图像
然后使用一个一维离散微分模板在水平和垂直方向上对图像进行处理,得到像素点的梯度幅值和梯度方向(图 4 为孢子的梯度图)。然后使用一个 64 像素 $\times$ 128 像素的检测窗口对孢子图像的梯度特征量进行统计:将 64 像素 $\times$ 128 像素的检测窗口划分为 4×8 个细胞单元 (cell),细胞单元大小为 16 像素 $\times$ 16 像素,梯度方向量化为 9 个,即有 9 个直方图通道,细胞单元中的每一个像素点都为某个基于方向的直方图通道采取加权投票,权值根据该像素点的梯度幅值计算。将每相邻的 4 个 cell 组成一个归一化的块 (block),共有 3×7 个 block,梯度方向量化为 9 个。则得到的 HOG 特征向量的维数为 $4 \times 9 \times 3 \times 7 = 756$ 。HOG 特征提取算法的基本流程如图 5 所示。



图 3 Gamma 校正效果图
Fig. 3 Image after Gamma correction

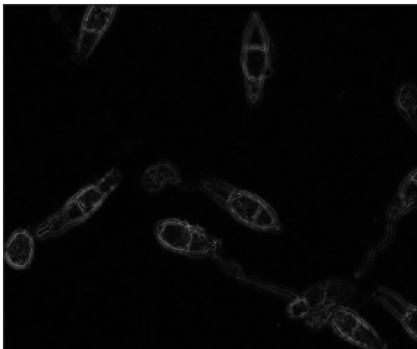


图 4 稻瘟病孢子梯度图

Fig. 4 Gradient image of rice blast spores

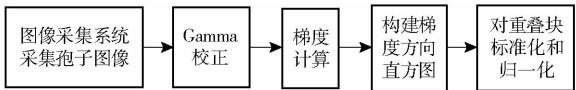


图 5 HOG 特征提取流程
Fig. 5 HOG feature extraction process

2.2 构建 SVM 分类器

分类器准确高效是选择分类器的重要标准,线性 SVM 以其快速的训练和分类速度,被广泛采用,但非线性核 SVM 具有更佳的性能,MAJI 等^[18]提出了加性交叉核 SVM 可以进行有效的分类,通过对可加性核函数近似,把一个非线性问题转换为一个线性问题,线性 SVM 分类器就可以直接使用,在其性能上逼近非线性 SVM 同时时间复杂度上近似于线性 SVM,完成了较好的性能平衡^[19-20]。下面将结合核 SVM 理论分析加性交叉核 SVM 的优点。

设训练数据集为 $\{(y_i, x_i)\} (i=1,2,\cdots,n)$,其中 $y_i \in \{-1,1\}, x_i \in \mathbf{R}^n$ 。

$$\begin{cases} \min_{\omega, \xi, b} \left(\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \right) \\ \text{s. t. } y_i(\omega x_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad (\xi_i \geq 0) \end{cases} \tag{2}$$

在线性 SVM 中,算法通过最小化式(2)发现一个最佳分类超平面。定义核函数为 $K(x,z)=\varphi(x) \cdot \varphi(z): \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}$,函数 $\varphi(x)$ 将特征 x 映射到一个高维空间来求解以上最优化问题,式(2)转换为对偶公式

$$\begin{cases} \max_{\alpha} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{ij} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \right) \\ \text{s. t. } 0 \leq \alpha_i \leq C \quad \sum \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \tag{3}$$

核 SVM 的决策函数为 $\text{sign}(h(x))$,其中

$$h(x) = \sum_{l=1}^m \alpha_l y_l K(x, x_l) + b \tag{4}$$

这里支持向量机 $x_l, l=\{1,2,\cdots,m\}$,核 SVM 的一次分类需要 m 次的核运算,一次核运算的计算复杂度为 $O(n)$,所以一次分类计算复杂度为 $O(mn)$ 。对于线性 SVM,核函数退化为 $K(x,z)=xz$,决策函数为 $h(x)=\omega x+b$,所以一次分类计算复杂度仅为 $O(n)$ 。加性交叉核 SVM 通过一些特殊的交叉核来加速分类过程,定义加性交叉核函数为

$$K_{\min}(x,z) = \sum_{i=1}^n \min(x_i, z_i) \tag{5}$$

此时决策函数为

$$\begin{aligned} h(z) &= \sum_{l=1}^m \alpha_l y_l K_{\min}(z, x_l) + b = \\ &= \sum_{l=1}^m \alpha_l y_l \left(\sum_{i=1}^n \min(z_i, x_{l,i}) \right) + b \end{aligned} \tag{6}$$

加性交叉核具有可交换的关键特性,式(6)可

写为

$$h(z) = \sum_{l=1}^m \alpha_l y_l \left(\sum_{i=1}^n \min(z_i, x_{l,i}) \right) + b =$$
$$\sum_{i=1}^n \left(\sum_{l=1}^m \alpha_l y_l \min(z_i, x_{l,i}) \right) + b =$$
$$\sum_{i=1}^n h_i(z_i) + b \tag{7}$$

其中

$$h_i(z) = \sum_{l=1}^m \alpha_l y_l \min(z, x_{l,i}) \tag{8}$$

即决策函数 $h(\cdot)$ 可写成一维函数 $h_i(\cdot)$ 之和的形式, $h_i(\cdot)$ 只依赖于已知的支持向量, 在分类算法中可以提前求出。因为交叉函数为最小值运算, 若采用两分法求解, 计算复杂度为 $O(\lg m)$, 则总的分类算法复杂度为 $O(n \lg m)$, 对比 $O(mn)$ 有明显提高。若采用分段多项式函数去近似每个一维函数, 多项式参数预存在查找表中, 分类复杂度可进一步降为 $O(n)$, 已经近似于线性 SVM 的情况, 可以极大地提高分类速度。

3 试验结果及分析

3.1 试验条件

算法开发软件平台为 VS2015 和 opencv3.3.0, 算法运行环境为 CPU i5 3.0 GHz、内存 (RAM) 4 GB。程序采用标准 C/C++ 语言编写。

从 150 幅作为特征选取的照片中选取不同形态、不同大小的稻瘟病孢子作为正样本, 选取杂质、菌丝、噪声、背景等作为负样本。将样本照片统一缩放至统一尺寸, 本文所有的样本大小为 64 像素 $\times$ 128 像素, 图 6 为本研究中所采集的部分正负样本集合。最终选取的正样本集合为 600 个, 负样本集合为 700 个。

3.2 准确率校验及对比分析

为了测试本文中提出的 HOG/IKSVM 的综合性能, 试验分别选用 HOG/线性 SVM 方法与 HOG/RBF-SVM 方法作对比试验, RBF-SVM 为采用径向基核函数的 SVM 方法。试验中分别从 600 个正样本和 700 个负样本中提取 453 600 维和 529 200 维 HOG 特征向量输入到 SVM 中, 正样本标记为 1, 负样本标记为 0, 分别选择加性交叉核、线性核、径向基核函数构建 SVM 分类器。

分别使用加性交叉核、线性核、径向基核函数 SVM 分类器对 150 幅用于结果测试的孢子照片进行检测, 图 7 为 3 种方法的检测结果。表 1 给出了 3 种方法检测率和平均检测时间。从表 1 可以看出, HOG/IKSVM 的检测率为 98.2%, 高于 HOG/线性 SVM 方法的 79.0%, 在平均检测时间上 HOG/

IKSVM 的平均检测耗时仅为 HOG/RBF-SVM 方法的 1.1%。

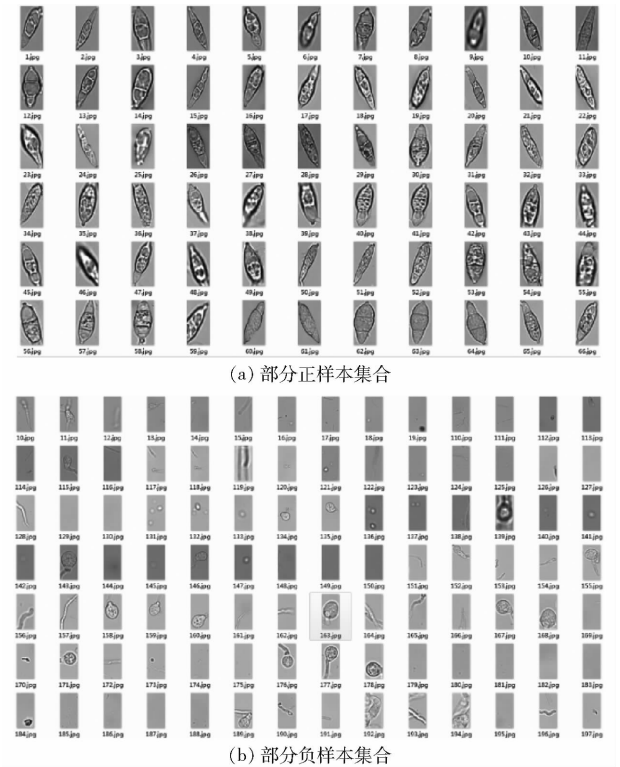


图 6 部分正负样本集合

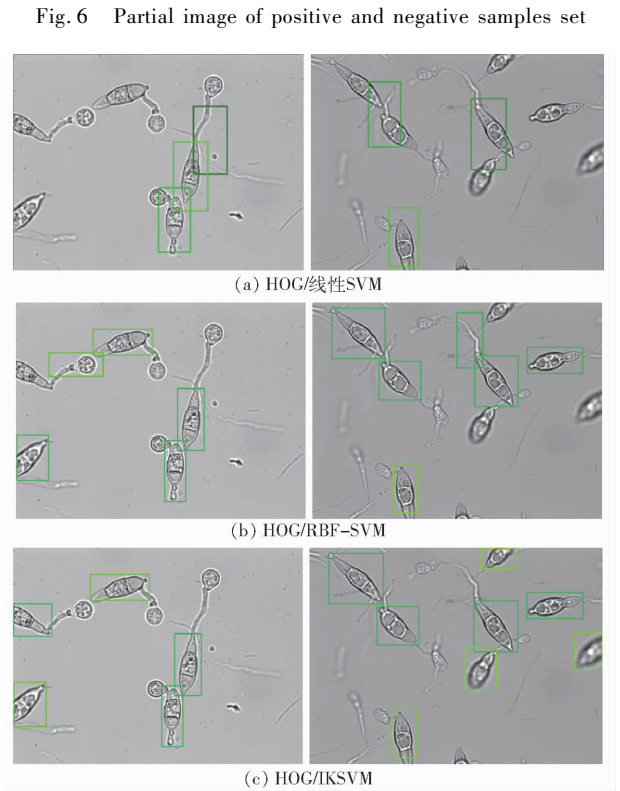


图 7 3 种方法的检测结果

线性 SVM 受菌丝、杂质的影响较大, 误识别现象较为严重, 漏检率较高, 识别效果并不理想。RBF-SVM 相较线性 SVM 在误识别率以及漏检率方面有

表 1 3 种方法检测率和平均检测时间

Tab.1 Detection rate and average detection time of three methods

方法	待检测 图像数	含有 孢子数	正确 检测数	检测 率/%	检测 时间/s
HOG/线性 SVM	150	766	605	79.0	5.5
HOG/RBF-SVM	150	766	712	93.0	431.0
HOG/IKSVM	150	766	752	98.2	4.8

显著地提升,但是随之检测时间也显著的增加,另外在检测与孢子形态相似的菌丝时,容易将这类杂质错误地判定为孢子,影响识别精度。IKSVM 在面对菌丝、杂质的干扰时总体识别效果最优,总体识别率可以达到 98.2%,同时检测速度大幅度提高,检测速率逼近线性 SVM,符合孢子室内检测快速、准确的要求。

4 结论

- (1)采用 Gamma 校正法对孢子图像进行非线性色调调整,从而提高图像对比度,抑制噪声的干扰。
- (2)HOG 特征通过统计孢子图像局部的梯度幅值和方向的分布来描述孢子的结构和形状,对于孢子细胞尺度不同、细胞之间有重叠、光照影响等干扰问题有较好的鲁棒性。
- (3)采用加性交叉核函数支持向量机识别稻瘟病孢子,在时间复杂度上逼近线性 SVM,同时又具有非线性 SVM 的高性能,试验结果表明,该方法在综合性能上检测正确率与 HOG/RBF-SVM 方法相近,但检测速度远高于后者,符合稻瘟病孢子室内检测快速、准确的要求。

参 考 文 献

1 DEEPTI S, SHAMIM. Current status of conventional and molecular interventions for blast resistance in rice[J]. Rice Science, 2017, 24(6):299-321.

2 李成云,陈宗麒,陈琼珠. 稻瘟病菌的研究进展[J]. 西南农业学报, 1995,8(3):107-112.

LI Chengyun, CHEN Zongqi, CHEN Qiongzhu. Curret studies on rice blast fungi[J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences, 1995,8(3):107-112. (in Chinese)

3 冉莉,朱紫薇,杨超,等. 吐温-20 和吐温-80 对稻瘟病菌孢子萌发的影响[J]. 西南农业学报, 2016, 29(10):2379-2382.

RAN Li,ZHU Ziwei, YANG Chao, et al. Effects of tween-20 and tween-80 on germination of magnaporthe oryzae spores[J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences, 2016, 29(10):2379-2382. (in Chinese)

4 TALBOT N J. On the trail of a cereal killer: exploring the biology of magnaporthe grisea. [J]. Annual Review of Microbiology, 2003, 57(1):177-202.

5 方福平,程式华. 论中国水稻生产能力[J]. 中国水稻科学, 2009, 23(6):559-566.

FANG Fuping, CHENG Shihua. Rice production capacity in China[J]. Chinese Journal of Rice Science, 2009, 23(6):559-566. (in Chinese)

6 孙国昌,杜新法,陶荣祥,等. 水稻稻瘟病防治策略和 21 世纪研究展望[J]. 植物病理学报, 1998,28(4):289-292.

SUN Guochang, DU Xinfa, TAO Rongxiang, et al. Control tactics and prospect of rice blast research in 21th century[J]. Acta Phthyopathologica Sinica, 1998,28(4):289-292. (in Chinese)

7 杨燕. 基于高光谱成像技术的水稻稻瘟病诊断关键技术研究[D]. 杭州:浙江大学,2012.

YANG Yan. The key diagnosis technology of rice blast based on hyper-spectral image[D]. Hangzhou: Zhejiang University,2012. (in Chinese)

8 王宇新. 基于特征分布的图像识别方法研究与应用[D]. 大连:大连理工大学,2012.

WANG Yuxin. Research and application of image recognition method based on visual feature distribution[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2012. (in Chinese)

9 CHESMORE D, BERNARDT, INMAN A J, et al. Image analysis for the identification of the quarantine pest *Tilletia indica*[J]. Eppo Bulletin, 2003,33(3):495-499.

10 齐龙,蒋郁,李泽华,等. 基于显微图像处理的稻瘟病菌孢子自动检测与计数方法[J]. 农业工程学报,2015,31(12):186-193.

QI Long, JIANG Yu, LI Zehua, et al. Automatic detection and counting method for spores of rice blast based on micro image processing[J]. Transactions of the CSAE, 2015,31(12):186-193. (in Chinese)

11 张荣标,黄义振,孙晓军,等. 基于图像处理的圆褐固氮菌浓度快速检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2012, 43(10):174-178.

http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20121031&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.10.031.

ZHANG Rongbiao, HUANG Yizhen,SUN Xiaojun, et al. Rapid detection of azotobacter chroococcum concentration based on image processing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(10):174-178. (in Chinese)

12 任彧,顾成成. 基于 HOG 特征和 SVM 的手势识别[J]. 科技通报, 2011, 27(2):211-214.

REN Yu, GU Chengcheng. Hand gesture recognition based on HOG characters and SVM[J]. Bulletin of Science and Technology, 2011, 27(2):211 – 214. (in Chinese)

13 孙锐, 陈军, 高隽. 基于显著性检测与 HOG – NMF 特征的快速行人检测方法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(8):1921 – 1926.

SUN Rui, CHEN Jun, GAO Jun. Fast pedestrian detection based on saliency detection and HOG – NMF features[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(8):1921 – 1926. (in Chinese)

14 DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2005:886 – 893.

15 项磊, 徐军. 基于 HOG 特征和滑动窗口的乳腺病理图像细胞检测[J]. 山东大学学报(工学版), 2015, 45(1):37 – 44.

XIANG Lei, XU Jun. Nuclei detection of breast histopathology based on HOG feature and sliding window [J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2015, 45(1):37 – 44. (in Chinese)

16 吴鑫, 王桂英, 丛杨. 基于颜色和深度信息融合的目标识别方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(增刊):96 – 100.

WU Xin, WANG Guiying, CONG Yang. Object recognition method by combining color and depth information[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(Supp.): 96 – 100. (in Chinese)

17 童莹. 基于空间多尺度 HOG 特征的人脸表情识别方法[J]. 计算机工程与设计, 2014(11):3918 – 3922, 3979.

TONG Ying. Facial expression recognition algorithm based on spatial multi-scaled HOG feature[J]. Computer Engineering and Design, 2014(11):3918 – 3922, 3979. (in Chinese)

18 MAJI S, BERG A C, MALIK J. Classification using intersection kernel support vector machines is efficient[C] // Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on. IEEE, 2008:1 – 8.

19 王旭凤. 基于可加性核的快速支持向量机分类算法的研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2017.

WANG Xufeng. Fast support vector machines classification algorithm with additive kernel[D]. Xi'an: Xidian University, 2017. (in Chinese)

20 魏丽冉, 岳峻, 李振波, 等. 基于核函数支持向量机的植物叶部病害多分类检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊):166 – 171. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2017s027&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.027.

WEI Liran, YUE Jun, LI Zhenbo, et al. Multi-classification detection method of plant leaf disease based on kernel function SVM [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 166 – 171. (in Chinese)

(上接第 364 页)

14 LI L, FAN Y, LI Q, et al. Simultaneous single-cell analysis of Na(+), K(+), Ca(2 +), and Mg(2 +) in neuron-like pc-12 cells in a microfluidic system[J]. Analytical Chemistry, 2017, 89(8): 4559 – 4565.

15 KUBAN P, HAUSER P C. Contactless conductivity detection for analytical techniques developments from 2014 to 2016[J]. Electrophoresis, 2017, 38(1): 95 – 114.

16 KOCZKA P I, BODOKI E, GASPAR A. Application of capacitively coupled contactless conductivity as an external detector for zone electrophoresis in poly (dimethylsiloxane) chips[J]. Electrophoresis, 2016, 37(3): 398 – 405.

17 HASEBE T, HIROSHIMA C, AZUMA R, et al. Determination of major inorganic ions in solution of the nutrient film technique hydroponic system by CZE with capacitively coupled contactless conductivity detection[J]. Bunseki Kagaku, 2016, 65(5): 283 – 288.

18 BRITO-NETO J G A, DA SILVA J A F, BLANES L, et al. Understanding capacitively coupled contactless conductivity detection in capillary and microchip electrophoresis. Part 2. Peak shape, stray capacitance, noise, and actual electronics [J]. Electroanalysis, 2005, 17(13): 1207 – 1214.

19 BRITO-NETO J G A, DA SILVA J A F, BLANES L, et al. Understanding capacitively coupled contactless conductivity detection in capillary and microchip electrophoresis. Part 1. Fundamentals[J]. Electroanalysis, 2005, 17(13): 1198 – 1206.

20 FRANCISCO K J M, DO LAGO C L. A capillary electrophoresis system with dual capacitively coupled contactless conductivity detection and electrospray ionization tandem mass spectrometry[J]. Electrophoresis, 2016, 37(12): 1718 – 1724.

21 DO Q L, BUI T T, TRAN T T H, et al. Differential capacitively coupled contactless conductivity detection ((dcd) – d – 4) sensor for detection of object in microfluidic channel[J]. IEEE Sensors, 2015: 1546 – 1549.