

# 基于核函数支持向量机的植物叶部病害多分类检测方法

魏丽冉<sup>1</sup> 岳峻<sup>1</sup> 李振波<sup>2</sup> 寇光杰<sup>1</sup> 曲海平<sup>1</sup>

(1. 鲁东大学信息与电气工程学院, 烟台 264025;

2. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

**摘要:** 现有植物病害图像检测方法存在检测病害单一的问题,因此,本文针对叶片的链格孢病、炭疽病、细菌性枯萎病、尾孢菌叶斑病4种病害和健康叶片,提出了基于核函数支持向量机的多分类检测方法。根据植物叶部病害图像具有多变的特点,首先通过受病叶片图像预处理增强病害部分与健康部分的对比度,使病害部分更加明显。然后在 Lab 彩色空间模型下的  $a$ 、 $b$  分量上进行叶片分割并提取特征,采用 K 均值聚类方法,增强分割聚类效果。最后采用基于核函数的支持向量机多分类方法对4种病害进行检测识别并分类。为提高检测准确度,用500次迭代评估出最大精度,考虑交叉验证系数的影响,将样本的40%作为验证数据,60%作为训练数据,采用径向基核函数对其进行训练。该方法将传统的2种叶片病害识别扩大至4种,实验结果证实对4种病害的识别率最高达到89.5%,最低也达到了70%,证明了该方法的有效性。

**关键词:** 植物叶片; 病害检测; 特征提取; 支持向量机多分类

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2017)S0-0166-06

## Multi-classification Detection Method of Plant Leaf Disease Based on Kernel Function SVM

WEI Liran<sup>1</sup> YUE Jun<sup>1</sup> LI Zhenbo<sup>2</sup> KOU Guangjie<sup>1</sup> QU Haiping<sup>1</sup>

(1. College of Information and Electrical Engineering, Ludong University, Yantai 264025, China

2. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** The health of plants is directly related to the quality and quantity of agricultural products, therefore the disease detection of plants is an important research problem in agriculture. A multi-classification detection method based on kernel function support vector machine (SVM) was proposed for classification of healthy leaves and diseased leaves, and the detection of four diseases, including *Alternaria alternata*, Anthracnose, Bacterial Blight and *Cercospora* leaf spot. Because the image of diseased leaf was changeable, firstly, the contrast of diseased part and the healthy part was enhanced by the preprocessing, making the disease part more obvious. Then, leaf features were segmented and extracted on “ $a$ ” and “ $b$ ” component of the Lab color space. Using K-means clustering method, the clustering effect was enhanced. Finally, support vector machine (SVM) based on kernel function was used to identify and detect the four diseases. To improve the detection accuracy, 500 iterations were used to assess the maximum precision. Considering the influence of the coefficient of cross validation, 40% of the samples were used as validation data set, 60% were used as the training data set. Radial basis kernel function was adopted to carry out the training. In this method, traditional two kinds of leaf disease identification was extended to four kinds, and the experimental results proved the effectiveness of leaf classification of four kinds of diseases. And the recognition rate of the 4 diseases was the highest, reaching 89.5%, and the lowest was 70%.

**Key words:** plant leaves; disease detection; feature extraction; support vector machine multi-classification

收稿日期: 2017-07-17 修回日期: 2017-11-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(61472172、61673200)和山东省自然科学基金项目(ZR2016FM15、ZR2017MF062)

作者简介: 魏丽冉(1992—),女,硕士生,主要从事图像处理 and 人体动作识别分类研究,E-mail: weiliran0209@163.com

通信作者: 岳峻(1970—),女,教授,主要从事大规模视觉计算、大数据和物联网技术等研究,E-mail: yuejun@126.com

## 引言

植物病害是指植物在生物或非生物因素的影响下,发生的形态、生理和生化上的病理变化,会阻碍植物正常生长、发育和结果的进程。其中,植物叶部病害非常广泛且后果相当严重。植物叶片病害影响叶片的光合作用效能,成为作物高产的主要障碍,影响作物的效益。及时发现和有效预防植物叶部病害成为农业发展中的重要问题。目前,对叶片病害与否的判断及病害种类的判断主要依靠人工,识别率和效率较低且造成种植者滥用农药。对病害的自动化识别是现代化农业发展的方向。

随着科技的不断进步,数字图像处理、人工智能等技术得到综合运用<sup>[1-4]</sup>。通过对基于图像处理的植物叶部病害进行检测与分类,合理施用农药可保证作物的健康生长,进而提高作物的产量。

近年来,国内外的科学家从叶片的纹理、颜色和形状等方面,应用人工神经网络、聚类等手段对植物病害进行检测与分类。MONICA等<sup>[5]</sup>利用图像处理技术检测疾病和水果分级,用人工神经网络检测疾病,创建了两个单独的数据库,一个用于储存已经训练好的疾病图像,另一个用于实现图像的查询。反向传播用于训练数据库的权值调整。试验中主要考虑3个特征向量,即颜色、纹理和形态。HUSIN等<sup>[6]</sup>通过对辣椒的植物叶片图像进行处理来确定辣椒植物的健康状况,方法只适用于患病的辣椒植株。文献[7]中检测感染叶片时比较了Otsu阈值算法和K-均值聚类算法。岑喆鑫<sup>[8]</sup>对黄瓜叶部病害展开了研究,研发了基于PCA与人工神经网络的病害识别软件系统。胡秋霞<sup>[9]</sup>为提高农作物病害识别准确率和效率,重点研究了基于改进C-V模型的病斑图像分割算法。郝丽<sup>[10]</sup>通过基于无监督模糊聚类算法对大豆叶部病斑分割。李雪<sup>[11]</sup>通过映射算法对玉米病害图像进行简化维数的实验,然后利用K-means等算法实现聚类分析,通过一系列的对比和实验,得出了正确识别率比较高的算法。

但现有植物病虫害图像检测研究中基本是仅检测某一种植物病害,针对检测病害单一的问题,本文提出支持向量机的多分类方法。首先采用Lab彩色空间模型下 $a$ 、 $b$ 分量上特征的检测与提取,有效分离出叶片受病区域与正常区域,为随后基于核函数支持向量机的分类奠定了良好的基础;其次选择特征相对明显的链格孢病、炭疽病、细菌性枯萎病、尾孢菌叶斑病4种叶片病害作为识别对象,通过对受病叶片特征提取后的参数进行判断,实现4种叶片病害的识别与分类。

## 1 植物叶部病害检测与分类

在分析了已有研究成果的基础上,本文对植物叶片病害检测与分类方法做了改进。首先在叶片分割<sup>[12-14]</sup>时进行颜色空间转换,将RGB颜色空间转换为空间分辨色差能力很高的Lab颜色空间,即使在色差表现不明显,仍可以进行颜色分析。其次采用多分类策略支持向量机方法,并且将核函数运用到支持向量机的分类中,将传统的2种叶片病害识别扩大至4种。

### 1.1 叶片预处理

在植物叶片病害彩色图像中,由于采集装置、环境等外部因素的影响,往往会使色彩对比度不明显,为加强叶片病害部分与健康部分的对比度,首先通过自适应函数找到一个分割阈值向量来改变图像的对比度,之后得到一个自适应最佳阈值,再将其代入系统中的函数便可以实现叶片对比度的增强或减弱。

### 1.2 叶片分割聚类

叶片病害分割聚类将叶片有损害与无损害部分分开。本文选取Lab颜色空间进行分割,相对于RGB颜色模型,Lab颜色空间包含更多的色彩信息,更重要的是这种颜色混合后产生的明亮效果色彩可使分割出的病斑特征更加突出。

Lab颜色空间有3个参数代表色彩。 $L$ 表示亮度的大小,从0到100,0为全白,100为全黑; $a$ 表示红色和绿色的一个渐变范围,由-128到127,当 $a$ 等于-128时颜色为绿色,当 $a$ 等于127时颜色为红色; $b$ 表示由黄色到蓝色的一个渐变范围,大小从-128到127,当 $b$ 等于127时颜色为黄色,当 $b$ 等于-128时颜色为蓝色;所有的颜色都可以由这3个值调配而得到。RGB空间转换到Lab空间需要一个中间的XYZ空间进行过渡, $X$ 、 $Y$ 、 $Z$ 可以用来表示随机的颜色。所以,将RGB模型转化成Lab模型的算法为

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.490 & 0.310 & 0.200 \\ 0.177 & 0.812 & 0.011 \\ 0.000 & 0.010 & 0.990 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\begin{cases} L = 116f(Y) - 16 \\ a = 500 \left[ f\left(\frac{X}{0.982}\right) - f(Y) \right] \\ b = 200 \left[ f(Y) - f\left(\frac{Z}{1.183}\right) \right] \end{cases} \quad (2)$$

$$f(x) = \begin{cases} 7.787x + 0.138 & (x \leq 0.008856) \\ \sqrt[3]{x} & (x > 0.008856) \end{cases} \quad (3)$$

本文选用Lab空间上的 $a$ 、 $b$ 分量图像进行病斑

的分割。

聚类识别就是让机器自动识别所要研究的对象,把研究的目标进行分类<sup>[15-16]</sup>。将之前提取到的特征参数的向量定义在一个特征空间中,应用统计分类原则完成对此空间的归类,这样就可以识别出不同的特征参数。叶片病害分割聚类目的是将叶片病变部分和正常部分分开。本文聚类采用  $K$  均值聚类方法。

算法的输入:簇的数量  $k$  和包含  $n$  个目标的数据库。

算法的输出: $k$  个簇,使平均误差准则最小。

具体步骤:

(1)为所有的聚类取得一个最初的中心,这样就有  $k$  个初始聚类中心。

(2)将样本集中的数据依据最小距离的准则分配到离得最近的聚类中。

(3)把任意一个聚类中的数据的均值再定义为新的中心。

(4)循环步骤(2)、(3),聚类中心不再改变时,就停止。

(5)结束,得到  $k$  个聚类。

聚类结束后,叶片病变部分和正常部分得以进一步分离,为后续试验奠定基础。

### 1.3 叶片特征提取

采集的叶片信息是多特征、非线性数据集,为进一步识别病害的种类,在病斑识别诊断之前,需要选择适合识别的病斑、具有代表性的特征参数,将其从高维空间转换到低维空间,以此作为病害识别的特征输入量。

不同种类的病斑图像其纹理的差别性很大,有病斑的叶片非病变区域的纹理与病变区域的纹理在疏密程度上有巨大的差异<sup>[17]</sup>,因此选用纹理特征来识别。

采用灰度共生矩阵<sup>[18]</sup>提取纹理特征。对于一幅图像,像素的灰度级由矩阵的行和列分别表示,假设一个像素点的灰度级为  $i$ ,到与它距离为  $\delta$  的灰度级为  $j$ ,把这两个灰度在所在图像发生的概率称为灰度共生矩阵。 $p_{\delta}(i, j)$  ( $i, j = 0, 1, \dots, L - 1$ ) 表示灰度共生矩阵,其中  $L$  表示图像的灰度级数;由  $\delta$  决定像素之间的空间距离。

依据灰度共生矩阵的特性,用其中部分特征参数可以清晰地表示出图像中大多数的纹理性质,包括:能量、对比度、相关性、熵等。

求出图像的均值、方差、熵、均方根、协方差,然后求出图像的平滑度、峰度系数、偏度。其中对比度函数为

$$C(i, j) = \sum_{i, j} |i - j|^2 p(i, j) \quad (4)$$

对比度反映图像的清晰度和纹理沟纹深浅的程度。

相关性函数

$$R(i, j) = \frac{\sum_{i, j} ij p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (5)$$

相关性度量灰度共生矩阵元素在行或列方向上的相似程度。

$$\mu_x = \sum_i i \sum_j \hat{p}_{\delta}(i, j) \quad (6)$$

$$\mu_y = \sum_j j \sum_i \hat{p}_{\delta}(i, j) \quad (7)$$

$$\sigma_x = \sum_i (i - \mu_x)^2 \sum_j p_{\delta}(i, j) \quad (8)$$

$$\sigma_y = \sum_j (j - \mu_y)^2 \sum_i p_{\delta}(i, j) \quad (9)$$

能量函数

$$E(i, j) = \sum_{i, j} p(i, j)^2 \quad (10)$$

能量反映图像灰度分布均匀程度和纹理粗细度。

同质性函数

$$H(i, j) = \sum_{i, j} \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (11)$$

同质性度量图像纹理局部变化的多少。以上公式中  $p(i, j)$  是指具有灰度级  $(i, j)$  的两个像素分布概率。

最后通过反差分矩阵求出逆差。当特征提取完成后,该叶片的特性都会显示出来。

### 1.4 基于支持向量机的多分类策略

支持向量机(SVM)<sup>[19-21]</sup>是机器学习的一种方法,其优点是在较少训练样本或者识别样本环境恶劣的情况下,也能得到良好的统计规律,进而得到最优解,能有效避免神经网络中的局部最小化,同时输入的样本维数也不影响到试验的复杂度。

通过改进支持向量机核函数,将传统的 SVM 二分类器改进为四分类器,实现叶片 4 种病害的分类。

不同的核函数将对 SVM 算法的分类准确率产生巨大的影响,本文采用线性核函数训练支持向量机分类器。线性核函数表示为

$$K(x, x_i) = xx_i \quad (12)$$

采用多分类策略,实验目标是检测识别 4 类疾病:链格孢病、炭疽病、细菌性枯萎病、尾孢菌叶斑病。

多分类策略的实现方法如下:

(1)选取 4 个样本{链格孢病、炭疽病、细菌性枯萎病、尾孢菌叶斑病},将{链格孢病}对应样本特

征向量作为正集, {炭疽病、细菌性枯萎病、尾孢菌叶斑病} 样本对应的特征向量作为负集, 训练第 1 个分类器。

(2) 将 {炭疽病} 对应的样本特征向量作为正集, {链格孢病、细菌性枯萎病、尾孢菌叶斑病} 样本对应的特征向量作为负集, 训练第 2 个分类器。

(3) 以此类推, 一直进行到第 4 个样本特征向量, 此时共训练出 4 个二分类器。对叶片的 4 种状态进行分类。

分类时, 将待识样本模式分别计算对应于各二分类器的决策函数值, 并选择最大的函数值所对应的类别为待识样本模式的所属类别。

为保证计算准确度, 用 500 次迭代评估最大精度, 考虑到交叉验证系数对结果的影响, 在 Holdout 验证中, 随机从最初的样本中选择出 2/5 形成验证数据, 而剩余样本作为训练数据集。在接下来的训练分类中采用径向基核函数(RBF)进行训练。其识别过程如图 1 所示。

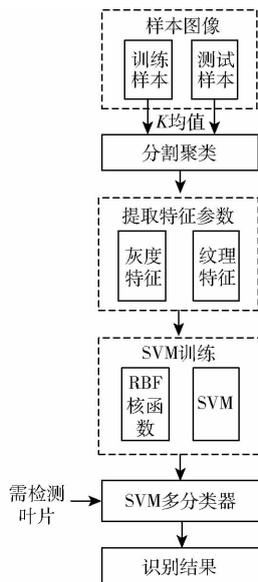


图 1 病害识别流程图

Fig. 1 Flowchart of disease recognition

## 2 试验与结果分析

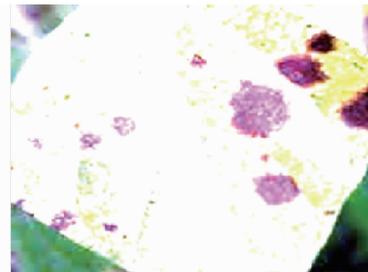
采用印度学者 MANU BN 建立的数据集, 共 198



(a) 预处理前



(b) 系数1预处理后



(c) 系数2预处理后

图 2 图像预处理前、后图像

Fig. 2 Images before and after image pretreatment

幅图片, 选择其中的 125 幅作为训练样本, 其余的叶片作为测试样本。测试样本中患有链格孢病的植物图片有 19 幅, 患有炭疽病的有 20 幅, 患有细菌性枯萎病的有 9 幅, 患有尾孢菌叶斑病的有 10 幅, 健康叶片有 15 幅。

### 2.1 试验数据预处理

通过调节预处理过程来增强对比度的系数, 使得预处理后图像较原图像有更强的对比度, 预处理系数分别取 1 与 2, 图像预处理前、后如图 2 所示。

由图 2 中可以看出, 图 2b 较图 2a 有较好的对比度, 但又因为图 2b 中叶片正常部分依旧呈现为绿色, 处理效果不明显; 而图 2c 图片则可以看出叶片中病害区域更为明显, 有助于病害分类识别。

### 2.2 叶片图像分割

采用 K 均值聚类方法进行图像分割, 首先创建一个颜色转换结构用来提取 Lab 模型的分量图像, 将提取的分量图像放入新建的单元格数组中为下一步的聚类做准备, 再用 Otsu 方法计算全局图像阈值实现对图像的分割聚类。聚类后产生 3 幅图像。叶片分割聚类结果如图 3 所示。

从图 3 中可以看出, 经过叶片聚类分割后得到的图像分为有损害的部分和没有损害的部分。

### 2.3 叶片特征参数提取

对聚类后的叶片进行特征提取。纹理明显, 采用创建灰度共生矩阵方法提取特征, 其中提取的特征包括均值、均方差、熵、均方根、方差、平滑度、峰度、偏度、IDM、对比度、相关度、能量等 12 项。

### 2.4 聚类识别结果分析

分割聚类目的是将叶片有损害与无损害部分分开。在选取 Lab 颜色空间进行分割之后, 通过 K 均值聚类的方法进一步巩固已分割的叶片有损害与无损害部分。而后采用支持向量机方法对 5 类叶片 (健康及病害状态) 进行训练, 最后采用基于核函数的支持向量机多分类方法对病害进行检测识别及分类。

本文检测的 5 类叶片健康及病害状态, 其分类准确率如表 1 所示。由表 1 可以看出对于链格孢病

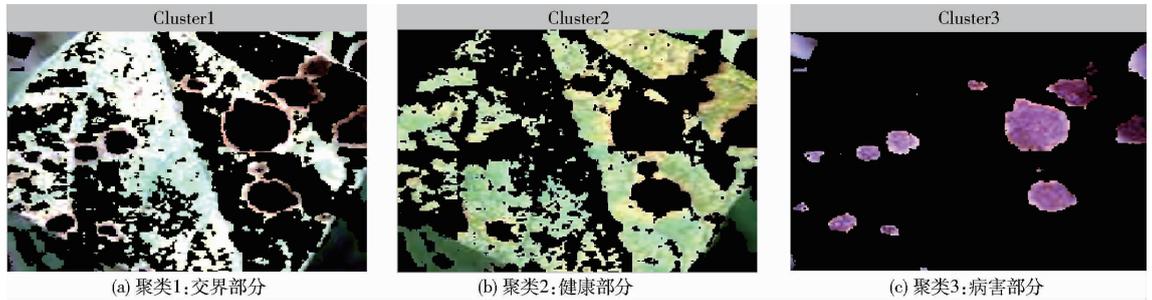


图3 叶片分割聚类所得图片

Fig. 3 Image after the leaf division and cluster

的识别效果最好,达到 89.5%,对健康叶片的识别率达到 80%,对炭疽病和尾孢菌叶斑病的识别率也达到 70%。

表1 分类准确率

Tab.1 Classification accuracy

参数	植物叶片病害名称				
	链格孢病	炭疽病	细菌性枯萎病	尾孢菌叶斑病	健康叶片
测试样本数	19	20	9	10	15
正确识别数	17	14	7	7	12
分类准确率/%	89.5	70	77.8	70	80

### 3 结论

(1)通过预处理增加了叶片病害与健康部分的

对比度,为叶片的分割聚类以及特征提取奠定了基础。

(2)将 RGB 彩色空间模型先转换为 Lab 彩色空间模型,在  $a$ 、 $b$  分量上进行病斑的分割聚类,将有损害与健康植物叶片区分开来,解决了色差表现不明显情况下有损害与健康叶片难区分的问题。

(3)采用灰度共生矩阵提取纹理特征,提取出叶片的特征参数,为试验提供了数据依据。

(4)通过优化支持向量机核函数,将传统的二分类器改进为四分类器,实现叶片 4 种病害的检测识别分类。4 类病害的识别率最高达到了 89.5%,最低也达到了 70%,证明了该方法的有效性。

### 参 考 文 献

- 张宁,刘文萍. 基于图像分析的植物叶片识别技术综述[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(11): 4001-4007.  
ZHANG Ning, LIU Wenping. Plant leaf recognition technology based on image analysis[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(11): 4001-4007. (in Chinese)
- 陈佳娟. 基于图像处理和人工智能的植物病害自动诊断技术的研究[D]. 长春:吉林工业大学, 2001: 94-110.  
CHEN Jiajuan. Research on automatic diagnosis of plant diseases based on image processing and artificial intelligence[D]. Changchun: Jilin University of Technology, 2001: 94-110. (in Chinese)
- 张铮,薛桂香,顾泽苍. 数字图像处理与机器视觉[M]. 北京:人民邮电出版社, 2010.
- 濮永仙. 计算机视觉在作物病害诊断中的研究进展[J]. 智能计算机与应用, 2015(2): 68-72.  
PU Yongxian. The research development of computer vision in the plant disease diagnosis[J]. Intelligent Computer and Applications, 2015(2): 68-72. (in Chinese)
- MONICA J, ASHWANI K, RUSHIKESH B. Image processing for smart farming: detection of disease and fruit grading[C] // Proceedings of the 2013 IEEE Second International Conference on Image Information Processing (ICIIP-2013), 2013.
- HUSIN Z B, AZIZ A H B A, SHAKAFF A Y B M, et al. Feasibility study on plant chili disease detection using image processing techniques[C] // 2012 3rd International Conference on Intelligent Systems Modelling and Simulation, 2012.
- MRUNALINI R B, PRASHANT R D. Infected leaf analysis and comparison by Otsu threshold and K-means clustering[J]. International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering, 2012, 2(3): 449-452.
- 岑喆鑫. 基于计算机视觉技术的黄瓜叶部病害自动诊断研究[D]. 北京:中国农业科学院, 2008.  
CEN Zhixin. Study on the automatic diagnosis technology of the cucumber leaf diseases based on computer vision[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2008. (in Chinese)
- 胡秋霞. 基于图像分析的植物叶部病害识别方法研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2013.  
HU Qiuxia. Plant leaf disease recognition based on image analysis[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2013. (in Chinese)
- 郝丽. 基于图像处理的大豆病害识别方法研究[D]. 杭州:浙江理工大学, 2014.  
HAO Li. Study on soybean leaf disease recognition based on image processing[D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2014. (in Chinese)
- 李雪. 玉米病斑识别算法的研究[D]. 大庆:黑龙江八一农垦大学, 2015.  
LI Xue. Research on maize disease recognition algorithm[D]. Daqing: Heilongjiang Bayi Agricultural University, 2015. (in

Chinese)

- 12 庞晓敏, 闵子建, 阚江明. 基于 HSI 和 LAB 颜色空间的彩色图像分割[J]. 广西大学学报: 自然科学版, 2011, 36(6): 976-980.  
PANG Xiaomin, MIN Zijian, KAN Jiangming. Color image segmentation based on HSI and LAB color space[J]. Journal of Guangxi University: Nat. Sci. Ed., 2011, 36(6): 976-980. (in Chinese)
- 13 皱秋霞, 杨林楠, 彭琳, 等. 基于 Lab 空间和 K-means 聚类的叶片分割算法研究[J]. 农机化研究, 2015, 37(9): 222-226.  
ZOU Qiuxia, YANG Linnan, PENG Lin, et al. Segmentation algorithm based on blade Lab space and K-means clustering[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2015, 37(9): 222-226. (in Chinese)
- 14 崔世钢, 次丹妮, 梁帆. 基于 Lab 颜色空间和遗传算法的苦苣菜叶片病斑分割[J]. 天津职业技术师范大学学报, 2015, 25(3): 4-7.  
CUI Shigang, CI Danni, LIANG Fan. Segmentation of common sow thistle leave disease spots based on Lab color space and genetic algorithm[J]. Journal of Tianjin Vocational Technical Teachers' College, 2015, 25(3): 4-7. (in Chinese)
- 15 李旺. 基于图像处理的黄瓜叶部病害识别研究[D]. 长沙: 湖南农业大学, 2013.  
LI Wang. Research on the cucumber leaf diseases recognition based on image processing[D]. Changsha: Agricultural University of Hunan, 2013. (in Chinese)
- 16 任守纲, 陆海飞, 袁培森, 等. 基于显著性检测的黄瓜叶部病害图像分割算法[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(9): 11-16. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20160902&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160902&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.09.002.  
REN Shougang, LU Haifei, YUAN Peisen, et al. Segmentation algorithm of cucumber leaf disease image based on saliency detection[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(9): 11-16. (in Chinese)
- 17 诸葛木子. 基于计算机图像处理的作物叶部病害提取方法与技术研究[D]. 北京: 中国地质大学, 2014.  
ZHUGE Muzi. Study on crop leaf disease extraction system based on computer image processing[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2014. (in Chinese)
- 18 邱道尹, 张红涛, 陈铁军, 等. 基于机器视觉的大田害虫检测系统[J]. 农业机械学报, 2007, 38(1): 120-122.  
QIU Daoyin, ZHANG Hongtao, CHEN Tiejun, et al. Design of detection system for agriculture field pests based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(1): 120-122. (in Chinese)
- 19 越鲜梅. 基于图像识别的向日葵叶部病害诊断技术研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古工业大学, 2013.  
YUE Xianmei. Research on sunflower leaf disease diagnosis based on imaging identification[D]. Huhhot: Inner Mongolia University of Technology, 2013. (in Chinese)
- 20 唐耀华, 郭为民, 高静怀. 基于核相似性差异最大化的支持向量机参数选择算法[J]. 模式识别与人工智能, 2010, 23(2): 210-215.  
TANG Yaohua, GUO Weimin, GAO Jinghui. SVM parameter selection algorithm based on maximum kernel similarity diversity[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2010, 23(2): 210-215. (in Chinese)
- 21 次丹妮. 基于计算机视觉的花卉叶部病害识别方法研究[D]. 天津: 天津职业技术师范大学学报, 2016.  
CI Danni. Research of the recognition method of flower leaves diseases based on computer vision[D]. Tianjin: Journal of Tianjin Vocational Technical Teachers' College, 2016. (in Chinese)

(上接第 34 页)

- 18 张小龙, 盛丹丹, 夏萍, 等. 拖拉机导航作业中虚拟无线通讯系统[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(4): 190-195. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20130433&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20130433&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.04.033.  
ZHANG Xiaolong, SHENG Dandan, XIA Ping, et al. Virtual wireless communication realization in agricultural tractor navigation system[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(4): 190-195. (in Chinese)
- 19 张亚娇, 张智刚, 罗锡文, 等. 基于 WinCE 的农机导航监控终端软件系统设计与实验[J]. 农机化研究, 2016, 38(1): 70-75.
- 20 熊中刚, 左源岸, 杨莎. 基于插秧机自动导航运行参数远程监测系统软件设计[J]. 中国农机化学报, 2015, 36(3): 251-256.  
XIONG Zhonggang, ZUO Yuan'an, YANG Sha. Software design of remote monitoring system based on the parameter of rice transplanter automatic navigation[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2015, 36(3): 251-256. (in Chinese)
- 21 罗锡文, 廖娟, 邹湘军, 等. 信息技术提升农业机械化水平[J]. 农业工程学报, 2016, 32(20): 1-14.
- 22 余恭敏. 车辆运动学/动力学模型辅助的车载自主导航系统[D]. 南昌: 南昌大学, 2014.  
YU Gongmin. Vehicle kinematic model and vehicle dynamic model aided the vehicle autonomous navigation system[D]. Nanchang: Nanchang University, 2014. (in Chinese)
- 23 孟庆宽, 仇瑞承, 张漫, 等. 基于改进粒子群优化模糊控制的农业车辆导航系统[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(3): 29-36, 58. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20150305&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150305&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.03.005.  
MENG Qingkuan, QIU Ruicheng, ZHANG Man, et al. Navigation system of agricultural vehicle based on fuzzy logic controller with improved particle swarm optimization algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3): 29-36, 58. (in Chinese)