

林探宇, 肖德琴, 曾基业, 等. 基于区域生长和 SVM 结合的黄金大蚊快速检测算法 [J]. 广东农业科学, 2016, 43 ( 7 ) : 172-177.

## 基于区域生长和 SVM 结合的黄金大蚊快速检测算法

林探宇<sup>1</sup>, 肖德琴<sup>1, 2</sup>, 曾基业<sup>1</sup>, 殷建军<sup>1</sup>, 黄顺斌<sup>1</sup>

( 1. 华南农业大学数学与信息学院, 广东 广州 510642 ;

2. 广东省土地利用与整治重点实验室, 广东 广州 510642 )

**摘 要** : 结合传统图像处理方法与支持向量机 ( Support Vector Machine, SVM ) 技术, 设计了一种黄金大蚊图像快速检测算法, 对现场采集的黄金大蚊图像进行快速检测。该方法实现了在分割过程中完成对害虫种类的标记, 简化了图像处理步骤。同时, 利用 SVM 支持小样本数据, 解决了训练中样本数量的问题。从现实环境中拍摄得到 100 张黄金大蚊图片为素材进行分类器的训练与检测, 得到识别率较高的分类器, 利用所得到的分类器结合传统图像处理方法设计与实现了本检测算法。通过对 80 幅现场试验照片检测分析显示, 对黄金大蚊的正确识别率可达到 92% 以上。对于目标较为明显的图片, 算法运行时间在 0.2 s 以内。算法达到较快运行速度和较高精度, 对田间害虫快速监测提供了技术支撑, 具有较好的应用前景。

**关键词** : 农业图像处理 ; 支持向量机 ; 区域生长算法 ; 黄金大蚊

中图分类号 : S24

文献标识码 : A

文章编号 : 1004-874X ( 2016 ) 07-0172-06

## Fast detection algorithm for golden crane fly based on region growing and SVM

LIN Tan-yu<sup>1</sup>, XIAO De-qin<sup>1, 2</sup>, ZENG Ji-ye<sup>1</sup>, YIN Jian-jun<sup>1</sup>, HUANG Shun-bin<sup>1</sup>

( 1. College of Mathematics and Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China ;

2. Guangdong Province Key Laboratory of Land Use and Consolidation, Guangzhou 510642, China )

**Abstract** : A fast detection algorithm for golden crane fly based on the traditional image processing methods and Support Vector Machine was designed to detect the golden crane fly in real environment faster. In this scheme, pest was realized in the process of segmentation which simplified the image processing. Besides, the SVM method not only supported small sample data training of classifier, but also it reduced the number of samples in the training. We took 100 pictures of golden crane fly in the natural environment as the materials for the classifier training and got high recognition rate of the classifier. Meanwhile, we also realized the algorithm using the classifier combined with the traditional image processing methods. By detecting 80 pictures of golden crane fly, it showed that the recognition correct rate for golden crane fly reached more than 90%. Besides, for a clear target in our picture, the detection time of algorithm was less than 0.2 second. For the faster running speed and higher precision of the algorithm, it could provide the technical support for fast monitoring of pests on the field and had good application prospect.

**Key words** : agricultural image processing ; support vector machine ; region growing ; golden crane fly

收稿日期 : 2016-01-06

基金项目 : 国家星火计划项目 ( 2013GA780002, 2015GA780002 ) ; 国家级大学生创新项目 ( 201410564287 )

作者简介 : 林探宇 ( 1994- ), 男, 在读本科生, E-mail : lin\_ty@yeah.net

通讯作者 : 肖德琴 ( 1970- ), 女, 博士, 教授, E-mail : deqinx@scau.edu.cn

害虫是降低瓜果蔬菜产量、影响作物质量的重要原因之一<sup>[1]</sup>，对害虫进行及时检测与反馈是治理的前提。南方蔬菜种类多，种植量大<sup>[2]</sup>，是各种害虫的高发地域<sup>[1]</sup>，对主要害虫进行检测防治可以有效地降低虫害程度和提高蔬菜质量。实际生产中，对蔬菜害虫检测管理主要靠人为统计<sup>[3]</sup>，不仅劳动量大、效率低，反馈不及时，同时也容易存在一些误判。近年来，随着机器学习等理论的兴起，将机器学习理论与传统的图像处理中包括颜色<sup>[4]</sup>、阴影<sup>[5]</sup>、纹理<sup>[6]</sup>、角点<sup>[7]</sup>等一些特征表述方法结合成为比较热门的研究方向，这些新的研究成果大量应用在行为检测<sup>[8]</sup>、人脸识别<sup>[9-10]</sup>、文本自动分类<sup>[11]</sup>等方面，在图像压缩<sup>[10]</sup>和检索<sup>[12]</sup>上也有较广泛的应用，并取得了较好的效果。应用图像处理技术对害虫图像进行自动处理，不仅可以提高处理速

度，也能增加结果的客观性，提高数据的可靠程度，同时也能节省劳动力，降低成本<sup>[13-15]</sup>。

本研究以危害数量和危害面积较大的黄金大蚊为应用实例，探讨了图像处理与机器学习在害虫监测中的应用。首先介绍了基于区域生长<sup>[16]</sup>和 SVM 结合的黄金大蚊快速检测算法基本原理，然后列出详尽的检测模型、分割与识别算法，最后对算法进行测试与分析。

1 基于区域生长和 SVM 结合的黄金大蚊检测算法基本原理

本研究主要应用支持向量机<sup>[17]</sup>( Support Vector Machine , SVM ) 的方法，结合传统的图像处理中一些特征表述<sup>[18]</sup>方法，对害虫进行分割识别。主要流程如图 1 所示。

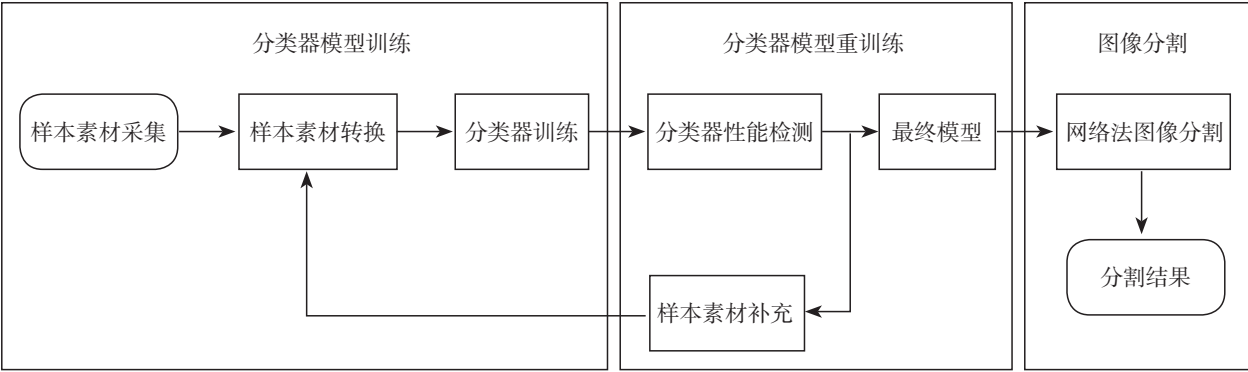


图 1 基于区域生长和 SVM 结合的黄金大蚊检测算法流程

算法总体分为两个功能模块，一部分是收集已有图像的环境及目标信息，通过支持向量机对图片目标及环境信息进行建模，从而实现对图像中已有信息的分类；另一部分则是通过支持向量机所建立的模型，结合区域生长算法，对图像进行目标的生长。本研究重点介绍样本训练及颜色特征提取、分类器训练和和分类器性能检测及重训练 3 方面。

1.1 样本训练及颜色特征提取

选取昆虫图像样本，截取图像中的目标部分及背景部分，得到目标及背景部分的训练样本集。其中目标部分包括昆虫头部、躯干及翅膀部分，而背景则选取图像样本中有代表性的背景部分加入训练集，例如，绿叶、枯叶以及枝干等。并对目标及背景部分分别以  $9 \times 9$  像素为区域单元，分别计算其 RGB3 个分量的均值，得到

样本向量 ( R , G , B )。通过这种方法可以降低图像中的噪点、减少歧义样本、降低训练时间，提高预测精度和分割质量。同时，将来源于背景的 RGB 分量标签置为 1，得到向量 ( 1 , R , G , B )，将来源于目标的 RGB 分量标签置为 -1，得到向量 ( -1 , R , G , B )，然后采用支持向量机进行分类器训练。

1.2 分类器训练

支持向量机<sup>[19]</sup>是一种基于统计学习理论的新型机器学习方法，采用结构风险最小化原则代替经验风险最小化，解决了小样本学习的问题，同时采用核函数的思想把非线性空间的问题转换到线性空间，降低了算法复杂度，并引入了 VC 维<sup>[20]</sup>概念，较好地刻画了函数集或者学习机器的复杂性。SVM 具备较好的理论基础及较好学习性能，在解决有限样本、非线性及高

维模式识别问题中体现出许多优势,在图像识别等计算机领域已有广泛应用。

**1.2.1 线性分类器训练** 根据训练样本是否线性可分,相应地将分类器分成线性分类器和非线性分类器,本研究对两种内容进行了实验,在训练样本线性可分情况下的 SVM 分类器的求解是一个二次规划最优化的问题,其表示如下:

$$\operatorname{argmin}_{w, b} \frac{1}{2} \|W\|^2 \quad (1)$$

$$\text{s.t. } y_i (w \cdot x_i - b) \geq 1 \quad 1 \leq i \leq n$$

解决上面的约束问题,常使用非负拉格朗日乘数,得到下式:

$$\operatorname{argmin}_{w, b} \max_{a_i \geq 0} \left\{ \frac{1}{2} \|W\|^2 - \sum_{i=1}^n a_i [y_i (w \cdot x_i - b) - 1] \right\} \quad (2)$$

式中,  $y_i (w \cdot x_i - b) - 1 > 0$  所有的点都是和目标值无关的点,所以将相应的  $a_i$  设置为 0。而只有  $y_i (w \cdot x_i - b) - 1$  才是对分类器参数有贡献的点,因为上述问题满足  $kkt$  条件,因此存在偶问题,对上式对应偶问题分别对  $w, b$  求偏导数,并令其为零,有  $w = \sum_{i=1}^n a_i y_i x_i$  且有  $\sum_{j=1}^n a_j y_j = 0$ , 将结果代入式 (2) 有:

$$\tilde{L}(a) = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} a_i a_j y_i y_j x_i^T x_j \quad (3)$$

$$a_j \geq 0 \text{ 且 } \sum_{i,j} a_i y_i = 0$$

求解 (3) 式得到的分类器函数为:

$$f(x) = \operatorname{sign} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i y_i (x_i^T \cdot x) + b^* \right\} \quad (4)$$

利用上述步骤得到的分类器准确率不高,大量的背景部分也被误判为目标,原因可能为实验中所得到的训练样本并不是线性可分的,目标和环境背景之间不仅不是线性可分的关系,而且各因素之间的分界线也不严格(图 2)。因此,我们采用非线性分类器训练。

**1.2.2 非线性分类器训练** 为得到更高区分度的分界线。在采用上述理论基础上,加入核函数,将低维样本空间映射到高维空间中,从而在高维空间中构建线性分类平面。同时,对于少量线性不可分样本,引入松弛变量  $\zeta$ , 从而实现对训练数据的拟合与对未知样本估计的平衡,在惩罚函数是线性的情况下,问题转换为:

$$\begin{aligned} \min \|W\|^2 + C \sum_i \zeta_i \\ \text{s.t. } y_i (w \cdot x_i - b) \geq 1 - \zeta_i \quad 1 \leq i \leq n \end{aligned} \quad (5)$$

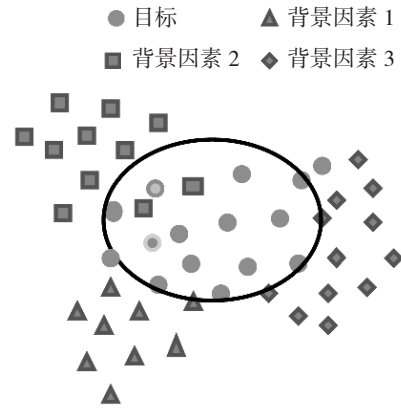


图 2 样本模拟分布

式中,  $C$  为惩罚参数,解上述最优化问题得到分类器函数为:

$$f(x) = \operatorname{sign} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i (\varphi^T(x_i) \cdot \varphi(x)) + b^* \right\} \quad (6)$$

式中,  $\varphi$  为样本空间的映射核函数,本研究选择  $rbf$  核函数。

**1.2.3 支持向量机参数优化** 由上述公式可知,分类器函数并不一定唯一,由惩罚因子  $C$  和核函数参数  $\sigma$  的不同组合所产生的分类器的泛化能力是不同的。 $C$  决定分类器的泛化能力以及对样本拟合度,  $C$  越小则分类器对训练数据的拟合度越低,泛化能力越强;反之,则分类器对样本的拟合度越低,泛化能力越差。而核函数参数则决定支持向量的多少,  $\sigma$  越小,支持向量越多,  $\sigma$  越大,则支持向量越少。因此,选择一对好的参数,可以使得分类器的效果大幅提升。

本研究采用支持向量机中的网格法<sup>[21-22]</sup>对参数对  $(C, \sigma)$ <sup>[23]</sup> 进行搜索,从而得到最优泛化能力分类器所对应的参数对  $(C, \sigma)$ ,进而可以对未知样本进行较好的分类。

### 1.3 分类器性能检测及重训练

经过上述步骤,利用预测图像样本对分类器进行检测,如果识别率已经足够高,则可以直接利用当前分类器进行后继的图像处理。但如果性能不佳,则需要采集误判区域的像素点样本,加入上述训练集,对分类器进行重新训练,使其识别率达到一定程度,使后继的图像处理效果更加优化。

### 1.4 黄金大蚊图像分割与识别

利用上述分类器进行图像识别的过程中,选取区域生长算法对图像进行分割,分割过程中利用自适应网格法进行种子点的选取。区域



生长算法可以避免对整幅图像的遍历,同时网格法的使用也让分割过程中种子点的选取更加智能和高效,从而提高图像分割的速度,节省处理时间。利用网格法进行种子点选取及区域生长算法进行图像分割的流程如图3所示。

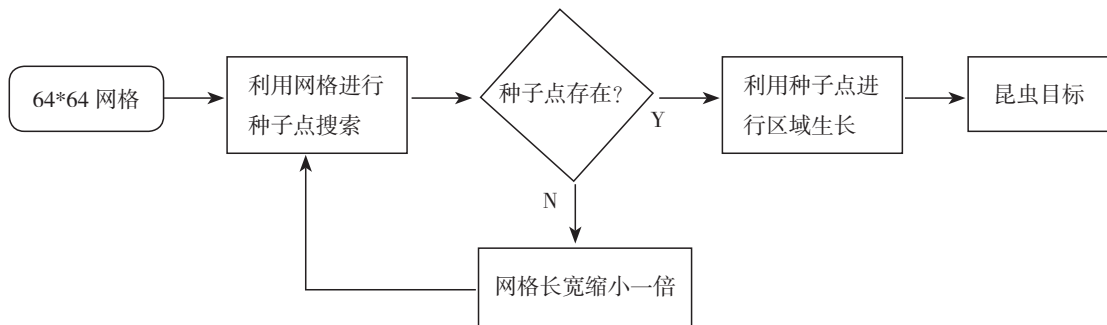


图3 基于网格法的区域生长算法流程

为目标像素点,则将像素点加入种子集合。若在此网格大小下,未发现种子点,则将网格长宽除以2再进行种子点搜索,直到搜索到种子点。

采用网格搜索方法可以避免对图像进行遍历,减少运算量,从而快速定位目标对象的位置。同时,由于网格只是对中心点进行检查,所以,一些噪点以及目标太小的误检对象会从网格中漏过,只有少数恰好落在网格上的噪点或者误检对象才会被检测。因此,通过这种方法可以自然去除一些噪点,及小于网格的误检对象,提升检测到的种子落于目标区域的概率。

**1.4.2 感兴趣区域的识别** 对上述步骤中获得的种子点用区域生长算法进行区域生长,得到若干目标区域。对所获目标区域采用面积进行排序,面积大小相邻的区域进行作差,以差值最大的两个区域为界线,面积大者判断为目标,而小的则可判断为噪点或者误判区域,通过这种方法,结合上述网格法,可以基本去除小面积误判区域,得到目标对象。

## 2 算法测试与分析

在实现上述算法的过程中,所用图像来源于自然条件下的真实场景拍摄,图片包含光照等各种真实的环境因素,基本为自然图片。因此,这种情况对算法稳定性要求也比较高。而本研究由于支持向量机的原理,恰好在一定程度上解决这些问题。

**1.4.1 区域生长算法种子点选取** 在进行种子点选取的过程中,结合SVM分类器,采用自适应网格搜索算法对目标区域进行种子点搜索。首先,以 $64 \times 64$ 为网格大小,对每个网格选取网格中心像素点,交由分类器进行判断,若判断

## 2.1 算法实现环境及实验素材

所有试验均在opencv2.49及台湾大学林智仁教授<sup>[24]</sup>编写的libsvm3.20两个库的环境下使用C++语言实现。在试验过程中总共使用100幅图像,其中用于产生SVM分类器的训练及测试样本有20幅,对所产生分类器进行目标识别效果检测的有80幅。从20幅图像中,抽取目标和背景的特征部分,截取相应特征部分的像素点,作为分类器的训练样本,剩下的图片则提取相应像素点,作为分类器测试样本。原始素材如图4(彩插二)所示。

## 2.2 实验过程

**2.2.1 训练样本集获取及分类器训练** 对于原始图像中的害虫目标,分别截取其躯干,头部(图5,彩插二)作为训练中目标数据的来源。截取特征背景,作为背景部分训练数据的来源,部分目标训练集如图5E、图5F所示。

以上述得到的训练样本集为处理素材,采用 $9 \times 9$ 区域作为基本单元,计算图像RGB3个分量的均值,如表1所示,其中第1列为标签,标明训练数据的来源,其中1代表目标,-1代表背景。第2列分量代表图像3个分量中的R值,第3列代表G值,第4列代表B值。从训练集中共产生4975个训练像素样本,其中4026个来源于背景,949个来源于目标,预测集共产生3402个样本,2804个样本来源于背景,598个样本来源于目标。

表 1 训练样本特征集

类别	样本标签	R 值	G 值	B 值
目标	1	142	83	51
目标	1	153	95	49
目标	1	194	153	71
背景	-1	90	113	83
背景	-1	111	131	105
背景	-1	83	107	75

利用上述样本,采用交叉验证的方法,将训练值分成 5 个集合。每次训练过程中,其中 4 个作为训练集,1 个作为预测集,进过 5 次训练,得到最佳参数 ( $C, \sigma$ )。然后对产生最佳参数的集合分类利用网格法,进行 ( $C, \sigma$ ) 参数的优化搜索。

**2.2.2 模型再训练及自适应网格法分割目标图像** 通过上述计算,得到最终版本的分类器,但是,分类效果可能并没有达到最佳。因为在训练分类器素材的选取中可能有些特征素材并没有加入训练集,导致某些背景部分被当成目标进行处理。这一步便是将这些样本图像加入训练集,对分类器进行重新训练,从而提高分类器针对于此类图像的性能。

2.3 实验结果

**2.3.1 分类器训练结果** 通过上述计算,经过参数优化搜索最终得到的支持向量机参数 ( $C, \sigma$ ) 为  $\log_2(C)=7, \log_2(\sigma)=-1$ 。在此参数下,用 3 402 个样本对分类器进行检测,得到的准确率为 92.8342%,利用上述分类器,结合其他图像处理的方法,可以较好的将图像感兴趣区域分割出来。

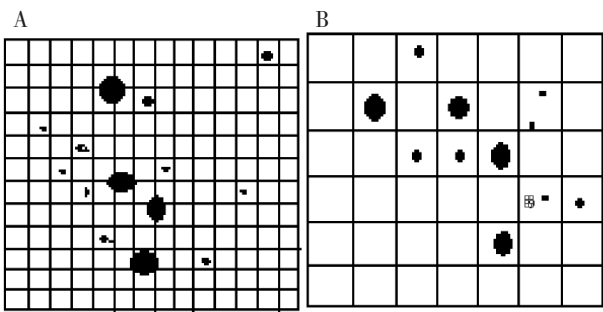
**2.3.2 图形分割结果** 利用上述产生的第一版本的模型,对目标图像进行初始遍历检测,得到初始检测图像,如图 6A、B (彩插二) 所示。从图 6 可以看出,由主观选择的样本集进行训练得到的模型进行图像的目标检测仍然存在大量的误判区域,也存在较为大量的图像噪点,初始的分割效果并不十分理想。所以,选取原图中上述误判区域及噪点出现较密集部分区域加入初始训练集,进行再次训练,产生新的模型。由新模型对原图进行再次分割,得到图 6C (彩插二),可以看到,成片误判的区域已经极大地降低,但仍然存在少量噪点,分割的效果已经改

善。而图 6D (彩插二) 则为应用自适应网格的方法进行区域生长得到的分割效果,可以看到,图中的噪点已经基本消除,分割的目标非常清晰。

对于用于检测分类器模型的 80 幅图片中,由于目标与背景差异较大,可以产生类似上述效果较佳的分割结果的图片有 72 幅,其中 8 幅由于背景和训练过程中所使用的图片差异较大,不能分割出目标,目标识别的成功率为 93.33%。

2.4 算法效率分析

在解决上述问题的过程中,本文使用区域生长算法,并提出自适应网格法快速搜索区域生长算法所需种子的位置,方法如图 7 所示。将最初的网格大小设置为  $64 \times 64$ , 并采用第二次得到的分类器对网格中心像素点进行判断,若判断为目标,则确定为种子点。遍历图像网格点,得到最初生长种子点,若并没发现,则网格长宽除 2 再进行搜索,然后根据种子位置采用生长算法得到所要检测的昆虫目标。从图 6 可以看出,采用种网格法得到的分割结果可以去除比较大量的噪点,分割效果相比于单纯采用遍历图像得到的结果也有比较大的提高。同时,对于大小为  $640 \times 640$  的图片,整个分割过程平均用时为 0.2 s, 比原来的 2.1 s 有了较大提升。



A : 网格过大的情况 ; B : 网格合适的情况

图 7 目标自动搜索网格法图解

3 结语

本研究提出 SVM 与区域生长算法相结合的图像分割方法,设计了自适应的网格搜索方法以提升图像中目标区域的搜索速度。由于网格的特点,在搜索过程中,也起到了噪点去除的作用,使得分割过程及结果更加贴近实际需求,在利用上述算法对目标昆虫进行分割过程中,取得了较好应用效果。实验结果表明,在环境变化

不大的情况下,利用反馈训练方法所得到的分类器对目标的分割效果很好,准确率较高。并且结合网格法选点进行区域生长还能迅速定位目标,在较短的时间内将目标昆虫分割出来,算法效率也有较大的提高。

本方案可以较快和较准确地对害虫进行分类识别,对田间害虫快速监测可以提供相应的参考,具有一定的应用前景。在下一步研究中,可进一步加入区域信息以提高精度。同时,在进行训练过程中,结合其他传统图像处理方法对目标及背景样本进行自动的初始选择也是未来工作的重要内容。

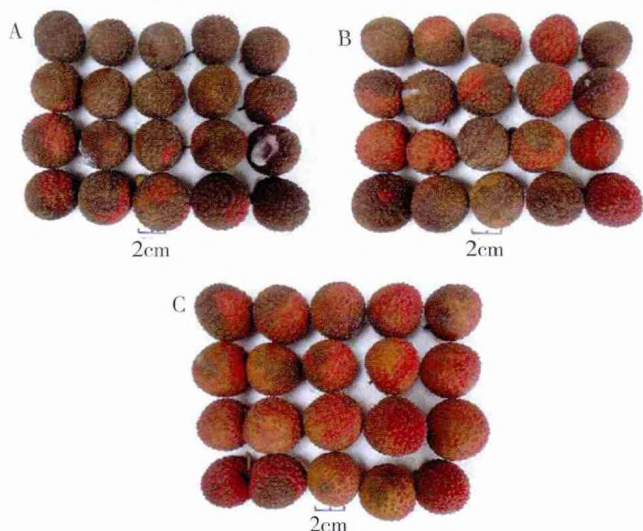
#### 参考文献:

- [1] 司升云,李芒,潘鹏亮,等. 蔬菜主要害虫2013年发生概况及2014年发生趋势[J]. 中国蔬菜, 2014(3): 1-4.
- [2] 农业部. 2011年全国各地蔬菜、西瓜、甜瓜、草莓、马铃薯播种面积和产量[J]. 中国蔬菜, 2012(12): 5.
- [3] 任顺祥,刘同先,杜予州,等. 蔬菜粉虱的系统调查与监测技术[J]. 应用昆虫学报, 2014(3): 859-862.
- [4] Kumar S, Loui A C, Hebert M. An observation-constrained generative approach for probabilistic classification of image regions[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1): 87-97.
- [5] Han S, Han Y, Hahn H. Vehicle detection method using Haar-like feature on real time system[J]. World Academy of Science, Engineering and Technology, 2009, 59: 455-459.
- [6] Kalinke T, Tzomakas C, von Seelen W. A texture-based object detection and an adaptive model-based classification[C]. Citeseer, 1998.
- [7] Bertozzi M, Broggi A, Castelluccio S. A real-time oriented system for vehicle detection[J]. Journal of Systems Architecture, 1997, 43(1): 317-325.
- [8] 李星,郭晓松,郭君斌. 基于HOG特征和SVM的前向车辆识别方法[J]. 计算机科学, 2013, 40(11A): 329-332.
- [9] 李扬,孙劲光,孟祥福,等. AMSR与SVM相结合的人脸识别方法[J]. 计算机测量与控制, 2012(3): 823-825.
- [10] 李季. 改进误差反向传播(BP)神经网络在图像压缩中的应用[J]. 应用光学, 2013, 34(6): 974-979.
- [11] Dumais S, Platt J, Heckerman D, et al. Inductive learning algorithms and representations for text categorization[C]. ACM, 1998.
- [12] 高金金,尹四清. 基于半监督学习的双线性映射图像检索[J]. 科学技术与工程, 2014(4): 255-259.
- [13] 邱道尹,张红涛,刘新宇,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.
- [14] 李健,陈长明. 基于计算机视觉的农作物害虫自动检测研究综述[J]. 微型电脑应用, 2009(12): 62-64.
- [15] 刘桂霞,王新谱,李秀敏. 近红外光谱检测技术在害虫检测中的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(7): 1856-1859.
- [16] 陈忠,赵忠明. 基于区域生长的多尺度遥感图像分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(35): 7-9.
- [17] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 36-46.
- [18] 邓晓飞,徐蔚鸿. 一种结合多特征的SVM图像分割方法[J]. 计算机工程与科学, 2013(2): 154-158.
- [19] 黄琼英. 支持向量机多类分类算法的研究及应用[D]. 天津: 河北工业大学, 2005.
- [20] 袁玉萍,陈庆华,汪洪艳. 关于支持向量机VC维问题证明的研究[J]. 农业与技术, 2006(3): 210-211.
- [21] 王健峰,张磊,陈国兴,等. 基于改进的网格搜索法的SVM参数优化[J]. 应用科技, 2012(3): 28-31.
- [22] Xiang L L, Dong X J, Hui L I, et al. Research on Kernel parameter optimization of support vector machine in speaker recognition[J]. Science Technology and Engineering, 2010, 10(7): 1669-1673.
- [23] 王健峰,张磊,陈国兴,等. 基于改进的网格搜索法的SVM参数优化[J]. 应用科技, 2012(3): 28-31.
- [24] Chang C, Lin C. LIBSVM: A library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2011, 2(3): 27.

(责任编辑 白雪娜)



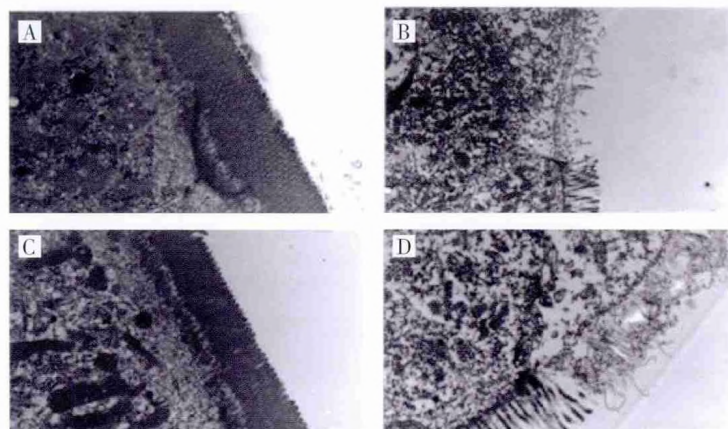
## 多粘类芽孢杆菌复合生物保鲜剂对桂味荔枝的保鲜效果 (内文第105~109页) 图版



A: 清水处理组, B: 施保克处理组, C: DN004 保鲜剂处理组

图1 DN004 对桂味果实外观的影响

## 利用Balb/c小鼠构建家蚕蛹食物过敏模型的研究 (内文第158~163页) 图版



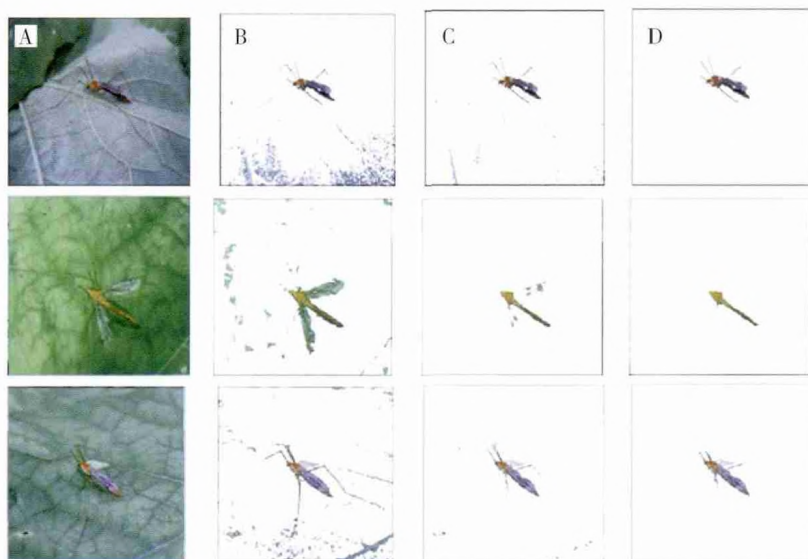
A: 灌胃对照组, B: 灌胃致敏组, C: 皮下注射对照组, D: 皮下注射致敏组

图3 电镜下不同处理组小鼠空肠组织形态(20000×)

## 基于区域生长和SVM结合的黄金大蚊快速检测算法 (内文第172~177页) 图版



图4 黄金大蚊原始图片



A: 待分割图像, B: 第一次训练模型的分割结果, C: 第二次训练模型的分割结果, D: 采用自适应网格法分割结果

图6 利用训练后得到的模型对黄金大蚊分割结果



A: 头部样本, B: 头部样本, C: 躯干样本, D: 躯干样本, E: 背景样本, F: 背景样本

图5 黄金大蚊 SVM 分类器训练集样本