

# 基于 SVM 和 AdaBoost 的棉叶螨危害等级识别

杨丽丽 张大卫 罗君 王振鹏 吴才聪

(中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

**摘要:** 针对自然条件下棉叶螨虫害等级识别难的问题,在自然条件下以普通手机采集棉叶图像作为实验对象,首先使用大津法和连通区域标记算法,将棉花叶片图像与背景分离,然后,提取不同棉叶螨危害等级棉叶图像的颜色、纹理和边缘特征数据,使用支持向量机(Support vector machine, SVM)单独进行分类实验,得到平均识别正确率为76.25%,最后,采用SVM和AdaBoost相结合的算法,生成最优判别模型,实现对棉叶螨危害等级的识别,平均识别正确率为88.75%。对比实验表明,提出的棉叶螨危害等级识别方法比BP神经网络的平均识别正确率高13.75个百分点,比单独采用SVM算法高12.5个百分点,比单独采用AdaBoost算法高8.75个百分点,SVM和AdaBoost相结合的算法可较好地识别棉叶螨危害等级,为棉叶螨数字化防治和变量喷药提供了数据支持。

**关键词:** 棉花; 棉叶螨; 危害等级; 支持向量机; AdaBoost

中图分类号: S435.622+.2; S433.7 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2019)02-0014-07

## Automatic Recognition for Cotton Spider Mites Damage Level Based on SVM and AdaBoost

YANG Lili ZHANG Dawei LUO Jun WANG Zhenpeng WU Caicong

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

**Abstract:** Aiming at the difficulty in identifying the level of cotton spider mites under natural conditions, an automatic identification method was proposed for rapid detection of cotton spider mites damage under natural conditions. The damaged cotton leaves images collected by mobile phone under natural conditions were used as the object. Firstly, the Otsu method and the regional interconnection marking algorithm were used to separate image of cotton leaf from background. Then, the authors combined the colors, textures, and edge features of the image of damaged cotton spider mites. The support vector machine (SVM) was used to classify the data separately. The average recognition rate of 76.25% was obtained. Finally, it was tried to recognize the mode based on combining the SVM and AdaBoost algorithm to classify the cotton spider mites hazard criteria. With this mode, the average recognition accuracy rate finally reached 88.75%, which was 13.75 percentage points higher than that of BP neural network, 12.5 percentage points higher than that of the SVM algorithm alone and 8.75 percentage points higher than that of the AdaBoost algorithm alone with comparative experiments. In conclusion, it was fully proved that the identification method mentioned can be used to better identify the cotton spider mites damage level, which provided data support for the digital control of cotton spider mites and variable spraying.

**Key words:** cotton; cotton spider mites; damage level; support vector machine; AdaBoost

## 0 引言

新疆作为我国最大的产棉区和商品棉基地,棉花对当地经济发展和社会稳定起着重要的作用。随

着近年来新疆棉花种植面积的扩大,病虫害大面积的爆发严重影响了当地棉花的产量和品质<sup>[1-2]</sup>。棉叶螨作为棉花最难防治的害虫之一,因其个体微小、隐蔽性强、传播性广、危害周期长的特点,导致防治

收稿日期: 2018-09-10 修回日期: 2018-10-23

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFB0501805)

作者简介: 杨丽丽(1974—),女,副教授,主要从事农业信息化研究,E-mail: llyang@cau.edu.cn

通信作者: 吴才聪(1975—),男,副教授,博士生导师,主要从事农机导航与位置服务研究,E-mail: wucc@cau.edu.cn

困难,危害程度深<sup>[3-5]</sup>。传统棉叶螨危害等级识别主要依靠有经验的植保人员进行实地人工抽查,其检测范围小,时效性差,农业信息化水平低,难以准确评估整块棉田的受害情况,在一定程度上影响棉花的产量和品质。因此,及时准确地识别棉叶螨的危害等级,对整个害虫防治过程按“采集-喷药-复查”进行周期性数字化处理,可为实现棉田虫害精细监测与精准管理提供可靠依据。

随着数字图像处理技术和农业信息化的发展,国内外学者使用机器视觉技术,进行了一些植物的病虫害等级识别和病斑分类研究<sup>[6-11]</sup>。结合以上研究,本文在自然条件下通过智能手机拍摄不同棉叶螨危害等级的图像,使用图像分割算法,完成叶片与背景分离,对完成分割后的棉叶,分别提取颜色、纹理和边界特征<sup>[12]</sup>,比较分析得到不同棉叶螨危害

等级的可区分特征集合。使用 SVM 和 AdaBoost 相结合的算法,训练棉叶螨危害等级识别分类模型。

## 1 材料与方法

### 1.1 图像采集

2017年6—8月在新疆石河子四分场和六分场棉田,采集200幅不同棉叶螨危害等级图像,每种危害等级图像各50幅,4种不同棉叶螨危害等级图像如图1所示(正常叶片定义为0级虫害)。采集设备为华为荣耀7手机,后置摄像头为2000万像素,设置焦距为自动调节,为了保证初始拍摄图像的清晰度,图像的分辨率设置为2448像素×3264像素。因为棉叶螨在叶面背部危害棉叶,所以实验所用的棉叶图像都从叶面背部拍摄。同时,以白色底板作为辅助背景,避免复杂背景下棉花叶片分割困难。



图1 不同棉叶螨危害等级图像

Fig. 1 Images of different cotton spider mites damage levels

### 1.2 棉叶螨危害等级划分标准

识别棉叶螨危害等级需首先确定棉叶螨危害等级划分标准,在国家标准《棉花叶螨测报技术规范》中虫害等级被分为4级<sup>[13]</sup>:0级,无为害;1级,叶面有零星黄色斑块;2级,红色斑块占叶面1/3以下;3级,红色斑块占叶面1/3及以上。但在实际应用中,棉叶螨危害初期会在叶茎底端出现散乱的白点,并且随着虫害的加重,叶片会出现黄斑和红斑并存,甚至出现大面积黄斑的现象,在危害更加严重的情况下,还会出现叶面的卷曲和变形,在一定程度上会遮挡病斑的面积。因此,国家标准在实际应用中起判定参考的作用,通过咨询当地的农技人员和植保专家,本文将棉叶螨危害等级重新划分,如表1所示。

### 1.3 预处理

在棉花种植的实际环境中,由于白天光照强度的快速变化、不同的天气状况和人为因素的干扰,都会影响棉叶图像的成像质量<sup>[14]</sup>。为了解决在复杂背景下提取棉叶图像困难的问题,在拍摄时以白色底板为背景来减少后期棉叶图像分割的难度。但在实际操作时,图像上仍然会出现阴影、暗光,且白色底板上会出现飞虫、泥土和其他杂质。为了消除图

表1 棉花叶螨危害等级划分标准

Tab. 1 Cotton spider mites hazard classification standard

危害等级	划分标准
0级	无为害
1级	叶片完整,叶片上出现散乱的白点或叶茎低端出现零星的黄色斑块
2级	叶片完整,叶片出现轻微的变形,或叶片出现显著的黄斑或者红斑,且占叶面积1/3以下
3级	叶片出现受损或者孔洞,或叶片因为受害严重出现卷曲和变形,或棉花叶片出现大面积红斑或者黄斑且占叶面积1/3及以上

像上的无关信息,增强有关信息的检测性,需要去除图像的背景信息。图像预处理分为:图像尺寸缩放和背景去除两步。

#### 1.3.1 图像尺寸缩放

为了减少图像后续处理的计算量,缩减数据冗余,同时更高程度上保证几何变换后图像的质量,本文采用三次内插法<sup>[15]</sup>对图像尺寸等比例压缩,得到压缩后的图像尺寸为653像素×490像素。

#### 1.3.2 图像背景去除

大津法<sup>[16]</sup>(Otsu法)是一种自适应阈值分割方

法,基于图像的灰度特征,使用最大类间方差,获得将图像前景和背景分开的最佳阈值。本文使用大津法在多个颜色分量上进行图像分割实验,对于大津法未能完成分割的背景杂色和误拍区域,使用形态学的腐蚀、膨胀和最大连通区域标记算法进行去除。使用图像平均分割精度来检验在不同颜色分量上的图像分割效果<sup>[17]</sup>,计算公式为

$$S = \frac{1}{h} \sum_{i=1}^h \left( 1 - \frac{|R_i - T_i|}{R_i} \right) \times 100\% \quad (1)$$

式中  $S$ ——棉叶图像的平均分割精度

$h$ ——图像分割实验的样本数

$R_i$ ——棉叶图像目标区域的像素点数

$T_i$ ——本文算法分割后得到的图像目标区域像素点数

各棉叶螨危害等级内任取 5 幅图像,共 20 幅图像,在不同颜色分量上对其进行图像分割实验,得到的平均分割精度如表 2 所示。

表 2 基于不同颜色分量的平均分割精度对比

Tab.2 Comparison of average segmentation accuracy based on different components

颜色分量	$R$	$G$	$B$	$H$	$S$	$V$
平均分割精度/%	85.49	85.91	90.56	96.56	81.43	86.89

由表 2 可以发现,在  $H$  分量上分割效果最好。使用大津法获得的动态阈值,使图像的前景和背景在色调上差异最大,能很好完成图像前景和背景的分隔,并且在一定程度上能够减少阴影对图像分割效果的影响。本文在  $H$  分量上使用大津法、形态学法和最大连通区域算法消除图像背景和误拍区域,将得到的二值图像与原图像进行逻辑与运算,完成棉叶图像背景的去。具体操作过程如图 2 所示。

#### 1.4 特征提取与选择

棉叶在遭受棉叶螨侵害后,最直观的体现是病

斑颜色和面积会发生变化,并且随着危害的加重,棉叶上会出现孔洞和褶皱,导致图像边缘信息产生变化。本文以目标区域的视觉特征为基础,从目标图像的全局信息出发,分别提取图像的颜色特征、纹理特征和边缘特征数据进行分析,按照同一危害等级特征数据差异小,不同危害等级特征数据差异大的原则,完成特征数据的筛选。

##### 1.4.1 颜色特征提取

采用基于 RGB 和 HSV 的颜色空间<sup>[18]</sup>,分别提取 4 类不同棉叶螨危害等级图像的  $R$ 、 $G$ 、 $B$ 、 $H$ 、 $S$ 、 $V$ 、 $2G-B-R$ 、 $2R-B-G$  和  $2B-R-G$  颜色分量的特征数据进行统计分析,得到图 3 所示的统计结果。

分别求取  $R$ 、 $G$ 、 $B$  颜色分量 4 个等级的极差为 4.04、9.58 和 7.17。 $H$ 、 $S$ 、 $V$  颜色分量 4 个等级的极差为 0.06、0.12 和 0.03。超绿、红、蓝颜色分量 4 个等级的极差为 21.43、25.55 和 27.7。结合图 3 可以得到,在  $R$ 、 $H$  和  $V$  分量上,不同棉叶螨危害等级数据分布均匀,数据间的极差数值较小,所以不予采用。剩余颜色分量在不同等级之间数据存在较大差异,对应的极差较大,因此选取  $G$ 、 $B$ 、 $S$ 、 $2G-B-R$ 、 $2R-B-G$  和  $2B-R-G$  分量作为颜色特征的训练数据。

##### 1.4.2 纹理特征提取

灰度共生矩阵是求取图像纹理的重要方法,其反映图像上具有相似亮度和同样亮度的 2 个像素点在位置上的分布情况,反映图像灰度关于方向、相邻间隔和变化幅度的综合信息<sup>[19-20]</sup>。但是灰度共生矩阵不能反映出图像的纹理特征,还需要计算出纹理的统计量,如熵、能量、惯性矩和相关性等。求取不同危害等级棉叶螨图像的 4 个纹理特征数据,统计结果如图 4 所示。

分别求取能量、熵、惯性矩和相关性在 4 个危害等级上的极差为 0.001、0.012、0.089 和 0.001,结合

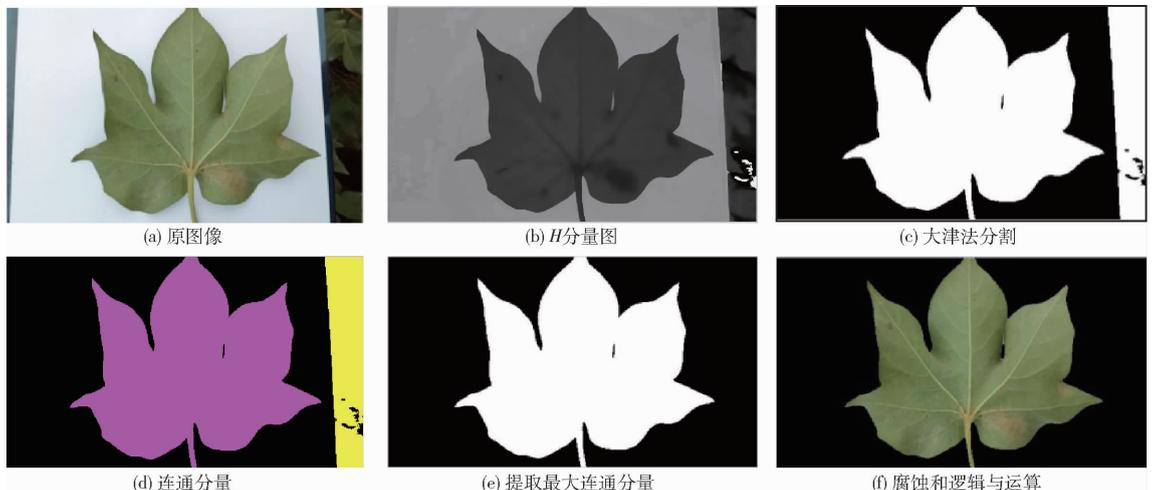


图 2 叶片与背景分离

Fig.2 Separation of leaves from background

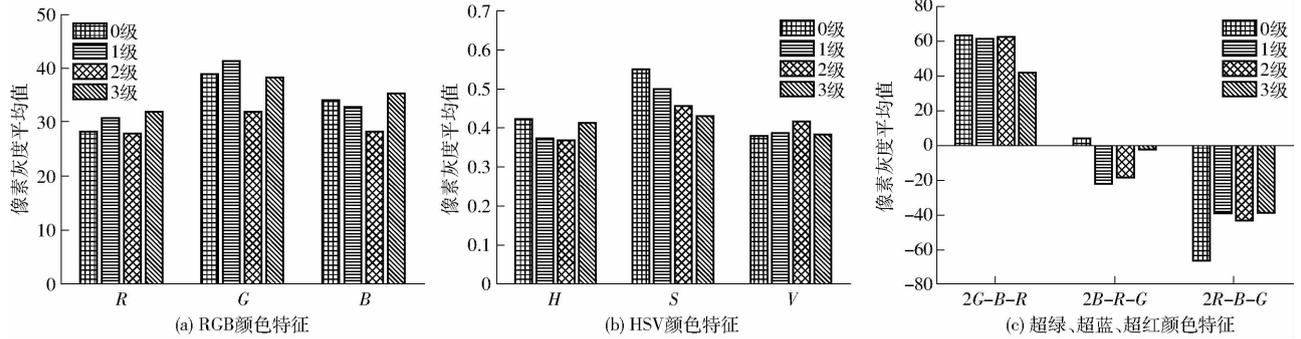


图 3 颜色特征统计结果  
Fig. 3 Color feature statistics result

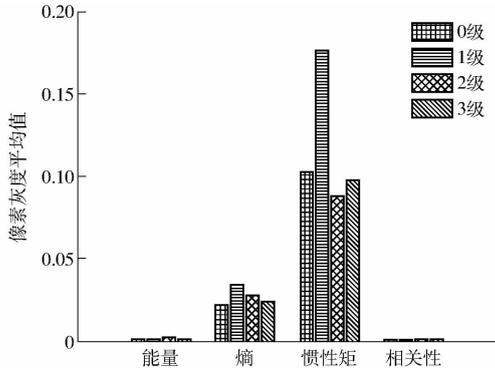


图 4 纹理特征统计结果  
Fig. 4 Texture feature statistics result

图 4 可以得到,图像纹理的惯性矩在等级 1 上和其他等级的数据有很大区别,极差也最大。能量、熵和相关性 3 个纹理性质极差相差较小,在棉叶螨 4 个危害等级上分布均匀,所以选择惯性矩作为纹理的区分特征。

1.4.3 边缘特征提取

边缘检测是对图像中灰度变化较明显部分求取微分来完成边缘定位的计算<sup>[21]</sup>,常用的检测算子有 Sobel 算子、Prewitt 算子、Log 算子和 Canny 算子等。遭受棉叶螨侵害的叶片,会随着叶绿素和汁液的丢失出现空洞和卷曲,导致受害叶片和正常叶片的边缘特征有所不同,图像的边缘特征统计结果如图 5 所示。

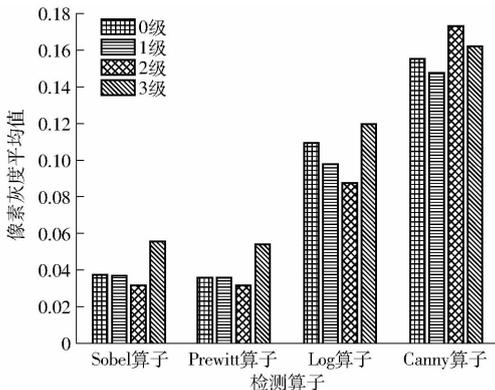


图 5 边缘特征统计结果

Fig. 5 Edge characteristics statistics result

由图 5 可得,利用 4 个边缘算子求得各危害等级图像的边缘特征数据差异性较大,其中,利用 Sobel 算子和 Prewitt 算子求得 3 级特征数据明显大于其他等级,利用 Canny 算子和 Log 算子求得各危害等级特征数据之间存在明显的差异。计算各算子对应的不同危害等级特征数据的极差,分别为 0.024、0.023、0.033 和 0.025,极差数据较大。因此选择这 4 种算子提取的边缘特征作为可区分特征。

综上,最后选取 6 个颜色特征、1 个纹理特征和 4 个边缘特征,作为棉叶螨危害等级分类的特征数据。

2 棉叶螨危害等级识别

对棉叶螨危害等级识别进行仿真实验。软件平台为 Windows 10 系统,Matlab R2014a;计算机 CPU 为 Intel Core i5-7400,频率为 3 GHz,8 GB 内存。根据 1.4 节得到的结论,对 200 幅棉叶图像进行特征数据提取,不同危害等级各 50 幅图像,其中 30 幅训练集,20 幅测试集。

2.1 SVM 算法对棉叶螨危害识别与分析

参考国内外研究现状发现,SVM 算法是植物病斑分类和病虫害危害等级识别最常用的分类算法。因此,本文在建立棉叶螨危害等级分类器时,首先选用 SVM 算法进行分类模型的训练。SVM 算法作为有监督的机器学习算法,特别是对于小样本数据,在寻找全局最优解时,得到的分类器具有较强的泛化能力<sup>[22]</sup>。

SVM 算法作为经典的二分类学习算法,在解决多分类的问题上,需要对多分类问题进行拆分。常用的拆分策略<sup>[23]</sup>有“一对一”、“一对多”和“多对多”。“多对多”的方法实现复杂,正反类的构造须有特殊的设计,不适合棉叶螨危害等级的特征分类。本文选择“一对一”和“一对多”的 4 分类拆分策略,使用 0~3 级表示危害等级 0~3,对应生成分类器的结果如图 6 所示。

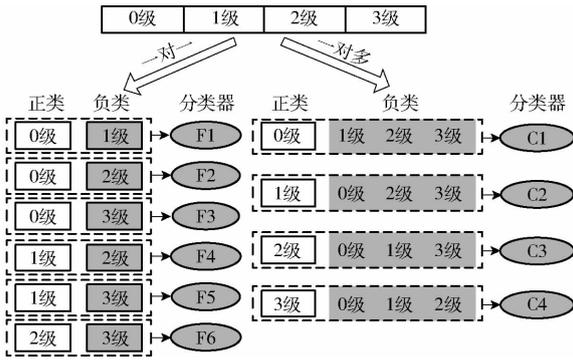


图6 多分类拆分策略

Fig. 6 Multi-classification split strategy

由图6可知,“一对一”的拆分方法生成4个分类器,与“一对一”的方法生成6个分类器相比,少训练2个。但这并不意味着采用“一对多”的方法会比“一对一”的方法在训练时间和存储空间上更小。因为“一对多”的方法在训练一个分类器时,需要使用全部训练样本,那么训练4个分类器需要对480个训练数据进行运算,而“一对一”方法训练6个分类器只需要360个训练数据,这就使得“一对一”的拆分策略在前期训练分类器时训练时间和存储空间较小。同时,在“一对多”的方法上训练模型,训练数据在正反类的构造上会造成数据不平衡的问题,例如在训练分类器C1时,正类数据为30,负类数据为90。这样得到的分类器会更加偏向数据类多的一方,导致生成的分类器泛化能力差<sup>[24]</sup>。本文对“一对多”的方法进行了实验,为解决数据不平衡的问题,使用smote算法对数据少的一类进行模拟填充<sup>[25]</sup>。使用SVM算法训练得到4个分类器进行分类识别,最终得到棉叶螨4种危害等级平均识别正确率为70%,识别结果不理想。

因此,本文选用“一对一”的拆分策略,对棉叶螨4种危害等级生成6个分类器,采用投票法完成棉叶螨危害等级的划分。

使用SVM算法训练生成6个分类器,对80个测试样本进行分类识别,结果如表3所示。表中棉叶螨1级危害识别正确率仅为40%,与之相比3级危害识别正确率为100%,4个等级平均识别正确率为76.25%,分类结果达不到实际应用需求。对1级危害识别正确率较低的原因进行分析,发现是与1级危害相关的3个分类器F1、F4和F5选取不当所导致。

当可区分特征数据集确定后,SVM分类器的生成主要与核函数和SVM内的参数选取有关。通过多次实验测试,SVM内的核函数选择为径向基核函数(Radial basis function, RBF)。通过人工调优和穷举法调整SVM内的惩罚参数 $C$ 和核函数内的

表3 SVM分类器识别棉叶螨危害等级的结果

Tab. 3 Cotton spider mites damage level recognition result generated by SVM classifier

危害等级	样本数	识别结果				识别正确率/%
		0级	1级	2级	3级	
0级	20	17	0	1	2	85
1级	20	4	8	1	7	40
2级	20	1	1	16	2	80
3级	20	0	0	0	20	100

gamma参数来寻找最优分类器,发现gamma参数对各危害等级识别正确率有很大的影响。以危害等级1级和3级生成的分类器F5为例,当gamma参数取不同值时,识别正确率变化很大,图7为危害等级1级和3级在测试集上识别正确率的统计结果。

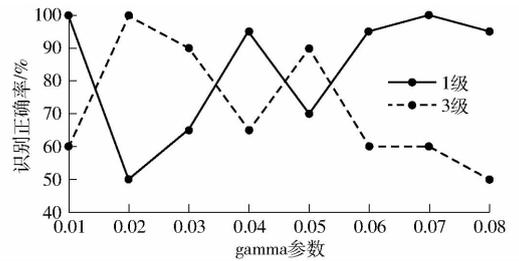


图7 gamma参数对1级和3级危害识别正确率的影响

Fig. 7 Effect of gamma value on accuracy of 1 and 3 classifications

由图7可知,当3级危害识别正确率较高时,1级危害识别正确率较低,否则相反,3级和1级识别正确率符合互斥现象。按照同样的操作,通过改变gamma参数对0级和1级、1级和2级进行测试,在测试集上得到的识别正确率和gamma参数之间的关系,同样符合图7所示的规律。经过上述实验发现,在现有特征数据基础上,使用SVM算法很难训练出0级和1级、1级和2级、1级和3级识别正确率比值较高的分类器。

## 2.2 AdaBoost分类器的生成

为了解决上述问题,本文引入了AdaBoost集成学习算法,通过训练若干个弱分类器,组合成强分类器<sup>[26]</sup>,替代SVM生成的F1、F4和F5分类器。以危害等级1、3级生成的强分类器F5为例,AdaBoost算法计算流程如下:

(1) 构建图像特征数据训练集为  $G = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ , 其中,  $x_i$  为图像的特征数据,  $y_i$  为标签集,  $y_i \in (-1, 1)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n, n = 60$ 。

(2) 初始化每个图像特征数据的权值  $D_1 = (w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1i}, \dots, w_{1n})$ , 其中,  $w_{1i} = 1/i$ ,  $w_{1i}$  为第  $i$  个图像特征数据对应的初始权值。

(3) 迭代循环  $m$  次,  $m = 1, 2, \dots, M$ , 使用决策树算法对具有权值分布的训练集  $G$  训练出弱分类器

$f_m(x)$ 。

计算弱分类器  $f_m(x)$  在样本集  $G$  上的误差率为

$$e_m = \sum_{i=1}^n w_{mi} I \quad (2)$$

式中  $I$ ——弱分类器  $f_m$  在样本集  $G$  上错分的个数, 满足  $f_m(x_i) \neq y_i$

$w_{mi}$ ——第  $m$  次迭代循环对应第  $i$  个图像特征数据的权重

弱分类器  $f_m(x)$  的系数  $\alpha_m$  为

$$\alpha_m = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - e_m}{e_m} \quad (3)$$

更新训练集的权重数据

$$D_{m+1} = (w_{m+1,1}, w_{m+1,2}, \dots, w_{m+1,i}, \dots, w_{m+1,n}) \quad (4)$$

其中

$$w_{m+1,i} = \frac{w_{mi} e^{-\alpha_m y f_m(x_i)}}{\sum_{i=1}^n w_{mi} e^{-\alpha_m y f_m(x_i)}} \quad (5)$$

重复步骤(3)  $M$  次, 将训练的弱分类器进行组合得到强分类器  $F_5$ , 计算公式为

$$F_5(x) = \text{sign} \left( \sum_{m=1}^M \alpha_m f_m(x) \right) \quad (6)$$

使用上述算法, 完成新分类器  $F_1$  和  $F_4$  的生成, 用于和 SVM 生成的分类器  $F_2$ 、 $F_3$  和  $F_6$  组合, 完成棉叶螨危害等级的识别。

### 2.3 SVM 和 AdaBoost 对棉叶螨危害等级识别

使用 SVM 算法训练生成  $F_2$ 、 $F_3$  和  $F_6$  共 3 个分类器。使用 AdaBoost 算法训练生成  $F_1$ 、 $F_4$  和  $F_5$  共 3 个分类器。将两种算法得到的 6 个分类器进行集成, 采用投票法得到最终分类结果, 如表 4 所示。从表中可得, SVM 和 AdaBoost 生成的集成分类器平均识别正确率为 88.75%。在 4 个危害等级识别中, 0 级样本中有 1 个样本错分为 2 级, 主要由于在室外拍摄图像时, 因为遮挡的原因, 叶片上一部分曝光过高, 一部分过暗。在 1 级样本内有 2 个样本错分为 0 级, 主要由于在叶片的叶茎底端有散乱的白点, 危害较轻, 不易分辨。在 2 级样本内有 2 个样本错分为 3 级, 主要由于在田间拍摄时叶片上出现杂质和飞虫, 从而导致错分。在 3 级样本内有 1 个样本错分为 0 级, 主要由于该叶片的边角部分受害过重, 导致蜷曲, 病斑部分被完全遮挡。识别结果表明, 使用集成分类器可较好地 对棉叶螨危害等级进行识别。

表 4 集成分类器识别棉叶螨危害等级的结果

Tab.4 Cotton spider mites damage level recognition result generated by combination classifier

危害等级	样本数	识别结果				识别正确率/%
		0 级	1 级	2 级	3 级	
0 级	20	18	1	1	0	90
1 级	20	2	17	1	0	85
2 级	20	0	1	17	2	85
3 级	20	1	0	0	19	95

### 2.4 棉叶螨危害等级识别比较实验

以 BP 神经网络和 AdaBoost 为训练算法, 进行棉叶螨危害等级的对比实验, 利用 2.3 节所使用的训练集和测试集进行训练和测试。构建 3 层 BP 神经网络, 输入层为 11 个神经元, 隐含层 22 个神经元, 输出层 4 个神经元, 隐含层的传递函数选择 Sigmoid 函数。AdaBoost 算法采用“一对一”的拆分方法训练 6 个二分类器, 对于弱分类器, 分别选择 34、55、20、38、25 和 35 个二分类器。对比实验统计结果如表 5 所示。

表 5 棉叶螨危害等级识别比较实验结果

Tab.5 Experiment results of cotton spider mites damage level comparison

参数	SVM	AdaBoost	BP 神经网络	本文算法
平均识别正确率/%	76.25	80.00	75.00	88.75
运行时间/s	0.218	0.481	0.614	0.389

从表 5 可知, 本文算法比 BP 神经网络识别正确率高 13.75 个百分点, 运行时间减少了 0.225 s; 与 SVM 算法相比, 虽然运行时间多了 0.171 s, 但识别正确率显著提高; 与 AdaBoost 算法相比, 识别正确率和运行时间都有所改善。

## 3 结论

(1) 参考棉叶螨危害等级的国家测定标准, 结合实际生产状况和棉叶螨危害特点, 提出了新的棉叶螨等级测定方法, 为后续棉叶螨危害等级的判断提供了理论基础。

(2) 棉叶螨危害等级识别上, 本文算法平均识别正确率为 88.75%, 耗时 0.389 s, 与 SVM 生成的分类器相比, 识别正确率提高了 12.5 个百分点; 与 AdaBoost 生成的分类器相比, 耗时减少了 0.092 s; 与 BP 神经网络生成的分类器相比, 识别精度和耗时均有改进。

### 参 考 文 献

[1] 段利. 关于新疆棉花产业发展的战略思考[J]. 新疆社会科学, 2011(1): 43-45.  
DUAN Li. Strategic thinking about the development of cotton industry in Xinjiang[J]. Xinjiang Social Science, 2011(1): 43-45. (in Chinese)

- [2] 杨忠娜,唐继军,喻晓玲. 新疆棉花产业对国民经济的影响及对策研究[J]. 农业现代化研究,2013,34(3): 298-302. YANG Zhongna, TANG Jijun, YU Xiaoling. Xinjiang cotton industry present situation and countermeasure research[J]. Research on Agricultural Modernization, 2013, 34(3): 298-302. (in Chinese)
- [3] 武予清,刘芹轩,钟昌珍. 不同棉花品种苗期对朱砂叶螨抗性的筛选鉴定[J]. 河南农业大学学报,1997,31(3): 18-21. WU Yuqing, LIU Qinxuan, ZHONG Changzhen. Screening and identification of the resistance of different cotton varieties to *Tetranychus cinnabaris* at seedling stage[J]. Acta Agriculturae Universitatis Henanensis, 1997, 31(3): 18-21. (in Chinese)
- [4] 陈鹏程,张建华,李眉眉,等. 土耳其斯坦叶螨为害棉叶的生理变化及光谱特征分析[J]. 昆虫知识,2007,44(1): 61-65. CHEN Pengcheng, ZHANG Jianhua, LI Meimei, et al. Physiological change and hyperspectral character analysis of cotton leaves infested by *Tetranychus turkestanii*[J]. Chinese Bulletin of Entomology, 2007, 44(1): 61-65. (in Chinese)
- [5] 杨德松,姬华,王星,等. 影响新疆棉叶螨发生因素的研究[J]. 中国棉花,2004,31(6): 10-11. YANG Desong, JI Hua, WANG Xing, et al. Study on the factors affecting the occurrence of mites in Xinjiang cotton[J]. Chinese Cotton, 2004, 31(6): 10-11. (in Chinese)
- [6] 张建华,孔繁涛,李哲敏,等. 基于最优二叉树支持向量机的蜜柚叶部病害识别[J]. 农业工程学报,2014,30(19): 222-231. ZHANG Jianhua, KONG Fantao, LI Zheming, et al. Recognition of honey pomelo leaf diseases based on optimal binary tree support vector machine[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(19): 222-231. (in Chinese)
- [7] 何青海,马本学,瞿端阳,等. 基于机器视觉棉叶螨自动监测与分级方法研究[J]. 农机化研究,2013,35(4): 152-155. HE Qinghai, MA Benxue, QU Duanyang, et al. Research of cotton spider mites automatic detection and classification which based on machine vision[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2013, 35(4): 152-155. (in Chinese)
- [8] 魏冉冉,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. 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. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=2017s027&flag=1&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2017s027&flag=1&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.027. (in Chinese)
- [9] MARTIN D, LATHEEF M. Active optical sensor assessment of spider mite damage on greenhouse beans and cotton[J]. Experimental and Applied Acarology, 2018, 74(2): 147-158.
- [10] CAMARGO A, SMITH J. Image pattern classification for the identification of disease causing agents in plants[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 66(2): 121-125.
- [11] BARBEDO J, KOENIGKAN L, SANTOS T T. Identifying multiple plant diseases using digital image processing[J]. Biosystems Engineering, 2016, 147: 104-116.
- [12] 张建华,冀荣华,袁雪,等. 基于径向基支持向量机的棉花虫害识别[J]. 农业机械学报,2011,42(8): 178-183. ZHANG Jianhua, JI Ronghua, YUAN Xue, et al. Recognition of pest damage for cotton leaf based on RBF-SVM algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(8): 178-183. (in Chinese)
- [13] GB/T 15802—2011 棉花叶螨测报技术规范[S]. 2011.
- [14] 李凯,冯全,张建华. 棉花苗叶片复杂背景图像的联合分割算法[J]. 计算机辅助设计与图形学报,2017,29(10): 1871-1880. LI Kai, FENG Quan, ZHANG Jianhua. Co-segmentation algorithm for complex background image of cotton seedling leaves[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2017, 29(10): 1871-1880. (in Chinese)
- [15] 符祥,郭宝龙. 图像插值技术综述[J]. 计算机工程与设计,2009,30(1): 141-144. FU Xiang, GUO Baolong. Overview of image interpolation technology[J]. Computer Engineering & Design, 2009, 30(1): 141-144. (in Chinese)
- [16] 卜文斌,游福成,李泉,等. 一种基于大津法改进的图像分割方法[J]. 北京印刷学院学报,2015,23(4): 76-78. BU Wenbin, YOU Fucheng, LI Quan, et al. An improved image segmentation method based on Otsu[J]. Journal of Beijing Institute of Graphic Communication, 2015, 23(4): 76-78. (in Chinese)
- [17] 张善文,张晴晴,齐国红,等. 基于改进K中值聚类的苹果病害叶片分割方法[J]. 江苏农业科学,2017,45(18): 205-208. ZHANG Shanwen, ZHANG Qingqing, QI Guohong, et al. Segmentation method of apple disease leaves based on improved K median clustering [J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2017, 45(18): 205-208. (in Chinese)
- [18] 孙君顶,崔江涛,毋小省,等. 基于颜色和形状特征的彩色图像检索方法[J]. 中国图象图形学报,2004,9(7): 56-63. SUN Junding, CUI Jiangtao, WU Xiaosheng, et al. Color image retrieval based on color and shape features[J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(7): 56-63. (in Chinese)
- [19] 高程程,惠晓威. 基于灰度共生矩阵的纹理特征提取[J]. 计算机系统应用,2010,19(6): 195-198. GAO Chengcheng, HUI Xiaowei. GLOM-based texture feature extraction[J]. Computer Systems & Applications, 2010, 19(6): 195-198. (in Chinese)
- [20] 刘丽,匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图象图形学报,2009,14(4): 622-635. LIU Li, KUANG Gangyao. Overview of image textural of feature extraction methods[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(4): 622-635. (in Chinese)
- [21] 杨婷婷,顾梅花,章为川,等. 彩色图像边缘检测研究综述[J]. 计算机应用研究,2015,32(9): 2566-2571. YANG Tingting, GU Meihua, ZHANG Weichuan, et al. Review of color image edge detection algorithms [J]. Application Research of Computers, 2015, 32(9): 2566-2571. (in Chinese)
- [22] YANG J, YANG X, ZHANG J. A parallel multi-class classification support vector machine based on sequential minimal optimization[C]//International Multi-Symposiums on Computer and Computational Sciences, 2008: 443-446.
- [23] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [24] LI T, ZHO S, OGIHARA M. Using discriminant analysis for multi-class classification: an experimental investigation[J]. Knowledge & Information Systems, 2006, 10(4): 453-472.
- [25] BATISTA G, BAZZAN A, MONARD M. Balancing training data for automated annotation of keywords: a case study[C]//Brazilian Workshop on Bioinformatics, DBLP, 2003: 10-18.
- [26] RTSCH G, ONADA T, MULLER K. Soft margins for AdaBoost[J]. Machine Learning, 2001, 42(3): 287-320.