

基于 Gabor 小波和颜色矩的棉花盲椿象分类方法

张建华^{1,3}, 祁力钧^{1,3*}, 冀荣华^{2,3}, 袁雪^{1,3}, 李慧^{1,3}

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083;
3. 现代农业装备优化设计北京市重点实验室, 北京 100083)

摘要: 为了提高棉花盲椿象测报精度, 提出了一种在自然环境下基于 Gabor 小波和颜色矩的棉花盲椿象自动分类方法。该方法以 5 种棉花盲椿象为研究对象, 利用 Gabor 小波和颜色矩分别提取盲椿象图像的纹理和颜色特征, 并结合主成分分析和支持向量机, 实现了棉花盲椿象的分类。通过特征提取与优化试验发现, 利用主成分变换得到的第 1 主成分、第 2 主成分和第 3 主成分分量累计贡献率为 87.3%, 且聚类效果较好; 通过棉花盲椿象分类试验得出, 经过主成分分析与径向基核函数支持向量机相结合的棉花盲椿象分类效果最好, 其训练时间为 89 ms, 分类正确率达 91%。该方法能准确对棉花盲椿象进行分类与识别。

关键词: 分类, 棉花, 主成分分析, 支持向量机, 盲椿象, Gabor 小波

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.01.025

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2012)-01-0133-06

张建华, 祁力钧, 冀荣华, 等. 基于 Gabor 小波和颜色矩的棉花盲椿象分类方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(1): 133-138.

Zhang Jianhua, Qi Lijun, Ji Ronghua, et al. Classification of cotton blind stinkbug based on Gabor wavelet and color moments[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(1): 133-138. (in Chinese with English abstract)

0 引言

盲椿象是危害棉花生长的主要害虫之一, 具有种类众多、分布广泛和危害严重等特点。中国危害棉花生长的盲椿象主要有绿盲椿、中黑盲椿、三点盲椿、苜蓿盲椿和牧草盲椿等 5 种, 且不同盲椿象的发生规律、危害程度和地理分布存在较大差异。因此准确识别和区分盲椿象的种类是预报和综合防治盲椿象的前提条件^[1]。而现阶段中国棉花盲椿象种类的识别主要是通过人工观察的方法, 但该方法存在准确率低、速度慢、体力消耗大等问题, 影响了盲椿象测报的准确性和时效性^[2]。

近年来, 一些常用的特征提取方法和图像识别技术已被用于作害虫种类识别。周曼等^[3]通过提取水稻害虫骨架点的分支数、骨架累计长、横轴纵轴比和圆形性, 结合反向传播神经网络实现水稻主要害虫的识别, 但其预测效果的稳定性和准确性还需进一步验证和改进。张红涛等^[4-5]采用蚁群优化算法选取 7 个特征, 应用支持向量机对 9 种粮虫进行了识别。袁金丽等^[6]应用可拓工程方法进行储粮害虫分类, 获得较好效果。马骏等^[7]利用病虫骨架的几何矩特征和神经网络进行植物病虫识别。Jose Blasco 等^[8]利用快速傅里叶变换和模式识别技术成功区

分地中海实蝇的雌性和雄性。Chenglu Wen 等^[9]利用不变区域特征检测器和尺度不变特征变换提取细节特征, 并比较了 6 种分类器对果园 5 种昆虫的分类效果。Russell 等^[10]对人工神经网络进行训练实现 121 种澳大利亚蜘蛛的识别。Arbuckle 等^[11]基于蜜蜂的几何特征建立了蜜蜂种群分类系统。Mayo 和 Watson^[12]比较了不同的分类器和多种颜色特征变量实现了 5 种活动飞蛾的自动识别, 得到较高的分类精度。

对于作物害虫分类研究, 前人多采用几何形状特征和颜色特征, 而针对害虫的纹理信息研究较少, 且对特征变量没有进行优化处理, 容易造成分类器识别的稳定性低和准确性差。近年来, 利用 Gabor 小波提取纹理特征方法在诸多领域得到了广泛的关注, 但该方法应用于害虫分类还较为鲜见。本文应用 Gabor 小波和颜色矩提取盲椿象的纹理和颜色特征, 结合主成分分析和支持向量机, 以期实现在自然环境下的盲椿象分类, 提高了盲椿象分类准确度, 为棉花盲椿象的预测预报和及时防治提供技术支持。

1 材料与方法

1.1 图像采集

2010 年 6 月至 7 月分别在河北、江苏、安徽、江西等地大田开放环境条件下共采集棉花盲椿象图像 200 幅, 其中绿盲椿 40 幅、中黑盲椿 40 幅、三点盲椿 40 幅、苜蓿盲椿 40 幅和牧草盲椿 40 幅(如图 1)。采集设备为电荷耦合器件(charge coupled device, CCD)相机, 型号为 Sony 公司 DSC-W320, 分辨率为 640×480 像素, 设置为手动调节焦距, 自动白平衡。试验软件平台为 Matlab

收稿日期: 2011-05-31 修订日期: 2011-11-16

基金项目: 中国农业大学研究生科研创新专项资助(项目编号: KYCX2011072)

作者简介: 张建华(1982-), 男, 重庆人, 博士生。主要方向为农作物病虫害检测。北京 中国农业大学工学院, 100083。Email: zjhua.2001@163.com

*通信作者: 祁力钧(1963-), 男, 甘肃榆中人, 教授。主要方向为植保机械与农作物病虫害检测。北京 中国农业大学工学院, 100083。

Email: qilijun@cau.edu.cn

r2008, Windows XP; 硬件平台为 PC 机, AMD Athlon(tm) 双核 5200+ /2.71 GHz 处理器, 2 G 内存。

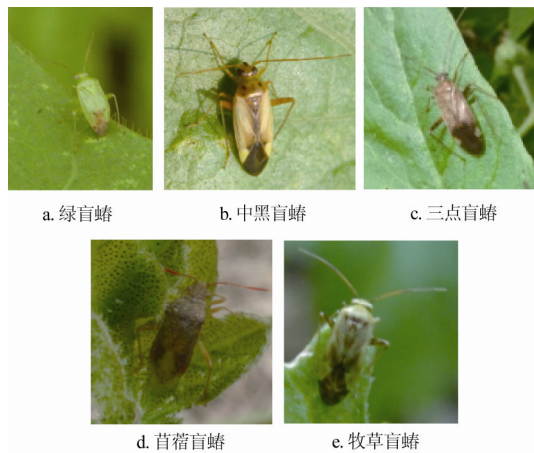


图1 棉花盲椿象图像
Fig.1 Cotton blind stinkbugs images

1.2 图像预处理

图像预处理是特征提取和分类识别的前提, 对最终分类效果有较大影响。通过对比分析发现在 2G-R-B 颜色空间进行盲椿象图像的背景分割效果最好^[13], 且 Otsu 阈值分割利用直方图统计确定最优阈值, 具有算法简单, 分割效果好的优点。因此, 本文采用基于 2G-R-B 颜色空间的 Otsu 阈值分割法进行背景分割。盲椿象图像预处理分为 7 个步骤, 分别是:

步骤 1: 将原始图像进行 5×5 Gauss 滤波, 如图 2b;

步骤 2: 转换至 2G-R-B 颜色空间如图 2c;

步骤 3: 利用 Otsu 算法获取最佳阈值, 进行背景分割, 如图 2d;

步骤 4: 利用半径 3 圆盘的结构元素进行开运算, 并提取最大连通分量, 如图 2e;

步骤 5: 与滤波后图像进行交集运算, 如图 2f;

步骤 6: 获取盲椿象的长轴方向, 将图像旋转为长轴与垂直方向成 45°夹角, 如图 2g;

步骤 7: 归一化处理, 提取盲椿象最小外接矩图像并缩放为 128 像素×128 像素, 如图 2h。

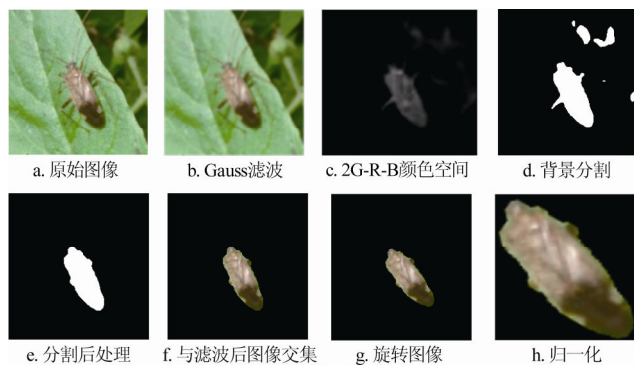


图2 盲椿象图像预处理过程
Fig.2 Image preprocessing of blind stinkbugs

1.3 Gabor 小波

1946 年 D.Gabor 首次提出了 Gabor 滤波器理论, Daug-man J.G.将其扩展到二维形式。由于二维 Gabor 小波具有较好的空间域和频率域分辨能力, 可提取图像多尺度、多方向的纹理信息, 较好地反映了生物视觉神经元的感受视野等优点^[14]。因此, 本文利用 Gabor 小波提取图像的纹理信息。

1.3.1 Gabor 小波变换函数

Gabor 小波变换可以看作是以 Gabor 函数为母小波的小波变换, 用 $f(x,y)$ 表示尺寸为 $M \times N$ 图像 (M, N 分别为能量信息图像的 x 轴和 y 轴的像素数), 则该图像的二维离散 Gabor 小波变换可以表示为

$$G_{u,v}(x,y) = \sum_s \sum_t f(x-s,y-t) \cdot g_{u,v}^*(s,t) \quad (1)$$

式中, s, t 分别为滤波器掩模得长度和宽度; x, y 分别为图像的长和宽变量; u 为 Gabor 小波滤波器尺寸; v 为 Gabor 小波滤波器方向; $G_{u,v}(x,y)$ 为小波变换后变量; $g_{u,v}$ 为 Gabor 小波函数; $g_{u,v}^*$ 表示为 $g_{u,v}$ 的共轭复数。Gabor 小波函数可表示为

$$g_{u,v}(x,y) = a^{-u} \cdot g(x',y') \quad (2)$$

式中, a 为尺度因子, 且 $a > 1$, $g(x',y')$ 为 Gabor 小波奇函数。 x', y' 分别为

$$x' = a^{-u}(x \cos \theta + y \sin \theta) \quad (3)$$

$$y' = a^{-u}(-x \sin \theta + y \cos \theta) \quad (4)$$

式中, $\theta = v\pi/V$, V 为所有方向的数量。将 Gabor 函数作为母小波, $g(x,y)$ 可表示为

$$g(x,y) = \frac{\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \cdot \exp(2\pi j \omega x)}{2\pi \sigma_x \sigma_y} \quad (5)$$

式中, $j = \sqrt{-1}$; ω 表示 Gabor 小波的频率带宽; σ_x, σ_y 分别为高斯包络在 x 轴和 y 轴方向的常量。

1.3.2 基于 Gabor 小波变换的纹理特征提取

根据二维离散 Gabor 小波变换的结果, 可根据公式 (6) 计算得到能量信息。尺度为 u , 方向为 v 的能量函数可表示为

$$E_{u,v}(x,y) = \sum_x \sum_y |G_{u,v}(x,y)| \quad (6)$$

能量信息 $E_{u,v}(x,y)$ 可有效表示纹理特征, 但能量信息的直接采用容易造成分类误差, 因此, 通常采用能量信息的均值作为纹理特征^[15]。均值和标准差公式为

$$\varphi(u,v) = \frac{1}{M \times N} \cdot \sum_x \sum_y E_{u,v}(x,y) \quad (7)$$

式中, $\varphi(u,v)$ 为能量信息的均值。本文采用由 5 个尺度和 8 个方向构成的 40 个 Gabor 小波滤波器进行 Gabor 小波变换。通过 Gabor 滤波器 (滤波器实部图像见图 3a) 和棉盲椿预处理图像 $f(x,y)$ (灰度化处理后见图 3b) 进行卷积, 并通过公式 (6) 计算得到能量信息, 见图 3c。提取 Gabor 小波变换后 40 幅能量图像的均值作为盲椿象的纹理特征。

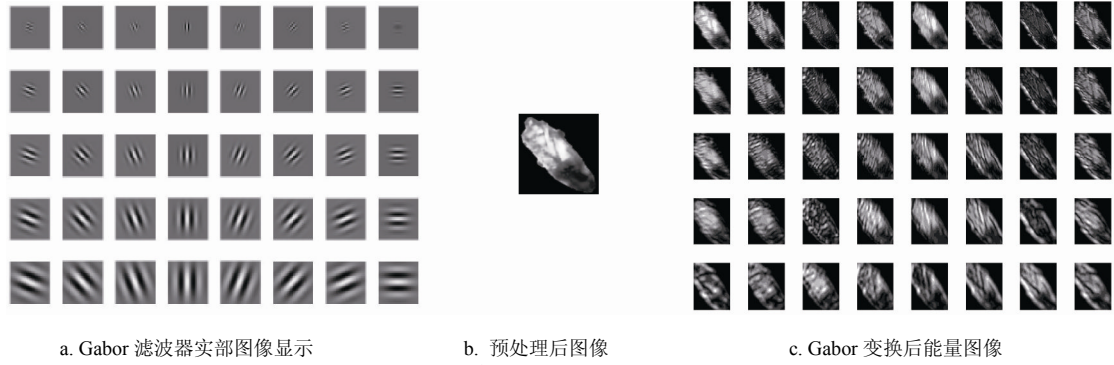


图 3 盲椿象图像 Gabor 小波变换结果
Fig.3 Results of Gabor wavelet transform

1.4 颜色矩

Stricker 提出了利用颜色矩表示图像的颜色分布信息^[16]，由于颜色信息主要集中在低阶矩中，因此，本文提取盲椿象图像的一阶矩和二阶矩作为颜色特征。其公式分别为

$$\delta_1 = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |I_i(x, y)| \quad (8)$$

$$\delta_2 = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |I_i(x, y) - \delta_1|^2 \quad (9)$$

式中， $I_i(x, y)$ 为图像灰度； δ_1 为一阶矩， δ_2 为二阶矩。

1.5 主成分分析

主成分分析 (principal component analysis, PCA)，是将多个变量通过线性变换选出较少的综合变量以尽可能多地反映原来变量信息的统计方法，具有去除数据相关性和降低维数等优点^[17]。其主要过程为

1) 计算数据均值 \bar{x} 和协方差 S_i ;

2) 设 $z = [x_1 - \bar{x}, x_2 - \bar{x}, \dots, x_{Num} - \bar{x}]$ ， Num 为 x 的数量，通过公式： $S_i = \frac{1}{Num} z z^T$ 计算得出 S_i 的特征值和特征向量，并对特征值进行排序；

3) 选取前 n 个最大的特征值对应的特征向量作为基向量，在均方误差最小条件下进行变换，公式如下

$$W_{pca} = [W_{pca1}, W_{pca2}, \dots, W_{pcan}] \quad (10)$$

$$Y = W_{pca} X \quad (11)$$

式中， Y 为主成分分量； X 为特征变量； W_{pca} 为前 n 个最大特征值对应的特征向量。

1.6 支持向量机

支持向量机 (support vector machine, 简称 SVM) 是由 V.Vapnik 于 1995 年提出的一种基于统计学习理论的机器学习方法，与其它现有的学习机相比，在处理高维数据时，有较好的推广能力和非线性处理能力，有效解决了“维数灾难”问题^[18]。支持向量机为小样本学习方法，通过引入核函数也称为内积函数映射实现非线性处理。主要有 3 个 SVM 核函数，分别为

1) 径向基核函数

$$K(\psi, \psi_i) = \exp\left(-\frac{|\psi - \psi_i|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

2) 多项式核函数

$$K(\psi, \psi_i) = [(\psi \cdot \psi_i) + 1]^q \quad (13)$$

3) Sigmoid 核函数

$$K(\psi, \psi_i) = \tanh(\rho(\psi \cdot \psi_i) + c) \quad (14)$$

式中， ψ 为输入特征值， ψ_i 为该特征值 ψ 对应的结果； σ 为径向基核函数参数， $\sigma > 0$ ； q 为多项式核函数参数， ρ 、 c 为 Sigmoid 核函数参数。

2 结果与分析

2.1 特征提取与优化试验

将 5 类盲椿象图像前 20 幅取出共 100 幅图像，并对提取出的 100 幅图像进行特征提取与优化试验。经过对不同盲椿象颜色统计发现不同种类盲椿象图像 HIS 颜色空间中的 S 颜色分量、 I 颜色分量和 $La*b^*$ 颜色空间中的 a^* 颜色分量和 b^* 颜色分量差异较大，因此提取 4 个颜色分量的一阶矩和二阶矩共 8 个特征向量作为颜色特征。并用 5 个尺度、8 个方向的 Gabor 小波滤波器对预处理后的图像进行卷积变换，提取 40 幅经过 Gabor 小波变换的能量图像均值 $\varphi(u, v)$ 作为纹理特征。把提取的 8 个颜色特征向量和 40 个纹理特征向量组成 48 个综合特征向量。

已提取的 48 个综合特征向量存在较多数据冗余，且特征向量太多易造成维灾，使分类器训练时间长和识别效果差，因此利用主成分分析对特征向量进行降维和优化处理。经过主成分变换得到 48 个主成分分量，截取了前 10 个主成分分量进行累计贡献率分析，其结果如图 4 所示，棉花盲椿象前 3 个主成分分量累计贡献率达到 87.3%，即第 1 主成分、第 2 主成分和第 3 主成分分量代表了 87.3% 的原始特征向量信息。

为了验证第 1 主成分、第 2 主成分和第 3 主成分分量的可区分性，对这 3 个主成分分量进行了聚类分析，聚类结果如图 5。从图 5 可以看出不同聚类之间具有较好的可区分性，从聚类效果看，绿盲椿 (聚类 1) 与中黑盲椿 (聚类 2) 之间和苜蓿盲椿 (聚类 4) 与牧草盲椿 (聚类 5) 之间的聚类有部分交叠。通过提取第 1 主成分、第

2 主成分和第 3 主成分分量可以对盲椿象进行较好的区分。文献[17]研究表明选择累计贡献率在 85%以上的主成分数识别率较好,本试验第 1 主成分、第 2 主成分和第 3 主成分分量累计贡献率达到 87.3%。因此,本文选取第 1 主成分、第 2 主成分和第 3 主成分分量作为盲椿象分类试验的特征向量。

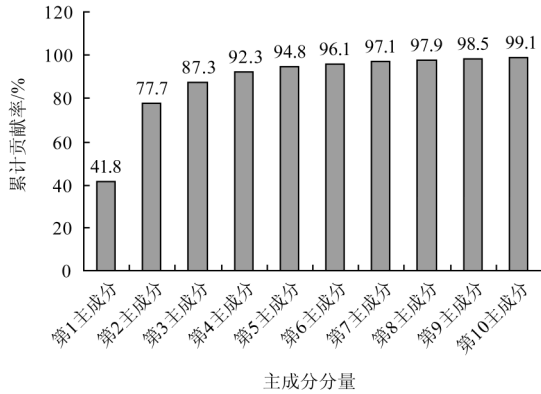


图 4 主成分分量累计贡献率
Fig.4 Principal components' cumulative contribution

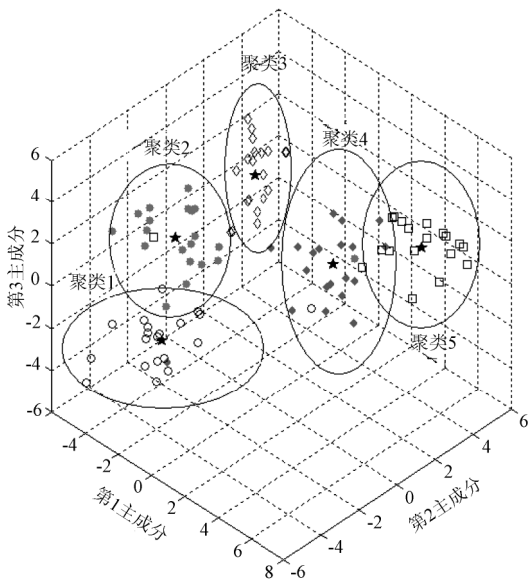


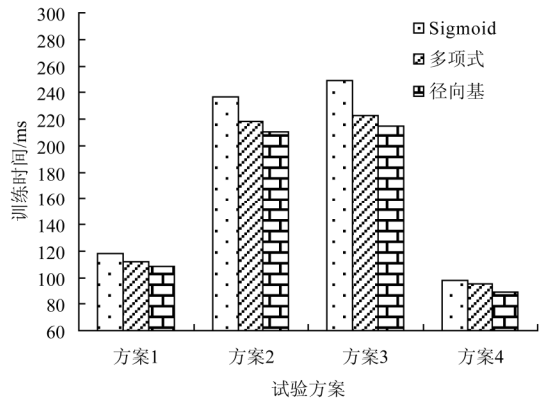
图 5 主成分聚类效果
Fig.5 Principal clustering effect

2.2 盲椿象分类试验

为了进一步对盲椿象种类进行识别,采用支持向量机作为分类器进行盲椿象分类试验,试验采用交叉验证法对 200 幅棉花盲椿象图像样本分为 2 类即训练集和测试集,将 5 类盲椿象图像前 20 幅取出组成 100 幅图像的训练集与特征提取与优化样本相同,剩余的 100 幅组成测试集。采用一对一淘汰策略解决支持向量机多类问题^[19]。为了对比分析不同特征提取和优化处理的盲椿象分类性能,采用 4 种方案在 Sigmoid、多项式和径向基等 3 个核函数支持向量机条件下进行对比分析,训练中发现错误代价系数 $C=200$, 松弛系数 $=0.001$ 时均方差最小,通过试验不同核函数分类效果,发现核函数参数分别设置为: Sigmoid 核函数参数 $\rho=0.5$, $c=-10$, 多项式核函数 $q=3$,

径向基核函数 $\sigma^2=3$ 时,不同核函数支持向量机分别获得较好分类效果。分别统计其训练时间以及分类正确率,不同核函数支持向量机训练时间见图 6,不同核函数支持向量机盲椿象分类结果见图 7。试验方案为:

- 方案 1: 仅采用颜色特征 8 个向量。
- 方案 2: 仅采用纹理特征 40 个向量。
- 方案 3: 颜色+纹理组成综合特征 48 个向量。
- 方案 4: 综合特征经过主成分分析处理的前 3 个主成分分量。



注: 方案 1: 颜色特征; 方案 2: 纹理特征; 方案 3: 综合特征; 方案 4: 主成分分量。

图 6 不同核函数支持向量机的训练时间
Fig.6 Support vector machine training time with different kernel

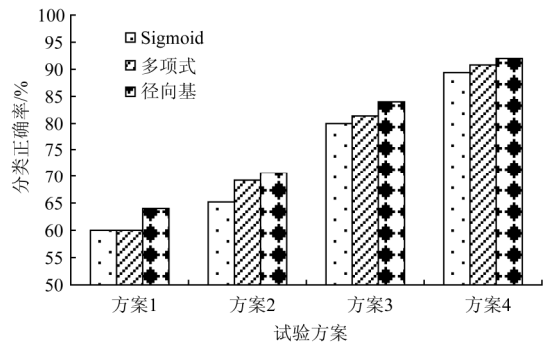


图 7 不同核函数支持向量机的测试集分类正确率
Fig.7 Support vector machine classification results with different kernel in test set

从图 6 可以看出,就不同方案而言,方案 1、方案 2 与方案 3 随着特征向量的增加,支持向量机训练时间变长,方案 4 的训练时间比方案 3 的综合特征向量训练时间减少 3~4 倍,这是由于方案 4 经过主成分变换的降维处理只保留了 3 个主成分向量,比综合特征向量维数明显减少。在不同支持向量机核函数方面, Sigmoid 核函数训练所用时间最长, 径向基核函数训练时间最短。采用方案 4 和径向基核函数支持向量机结合训练时间为 89 ms, 训练时间最短。

从图 7 可以看出,方案 1、方案 2 与方案 3 随着特征向量增加,支持向量机盲椿象测试集分类正确率从 60% 提高到 80%, 方案 3 正确率明显高于方案 1 和方案 2; 而方案 4 分类正确率明显高于其他方案,说明主成分分析

在降维过程中保留了对分类贡献较大的特征, 舍弃了会增加运算规模和干扰分类器的不良特征, 实现了特征的优化。从不同核函数方面看, 核函数之间总体的差异较小, 但径向基核函数对盲椿象分类正确率高于其他核函数。因此, 采用方案 4 和径向基核函数支持向量机结合的盲椿象测试集分类正确率为 91%, 分类效果最佳。

通过以上分析得出: 方案 4 和径向基核函数支持向量机相结合具有训练时间短和测试集分类效果好的优势, 但盲椿象分类试验时仍然存在分类错误情况, 需要具体分析其分类错误原因。方案 4 和径向基核函数支持向量机结合的盲椿象分类结果见表 1。从表 1 可以看出, 20 个绿盲椿测试样本分类全部正确达到 100%; 20 个中黑盲椿样本中有 2 个样本错分类为牧草盲椿, 原因是由于光照影响中黑盲椿图像的中胸背板和前翅革区颜色与牧草盲椿相似, 造成了分类错误; 20 个三点盲椿中有 3 个样本识别错误, 其中 1 个样本只有盲椿象侧身和腹部在图像中显示, 其它身体部分被叶片遮挡, 因此被错误识别为中黑盲椿, 2 个错误识别为牧草盲椿是由于背景分割不理想, 盲椿象与部分土壤没有完全分割, 造成错误识别为首蓆盲椿; 20 个首蓆盲椿中有 2 个样本分别错误分类为三点盲椿和牧草盲椿, 也是由背景分割不理想造成; 20 个牧草盲椿中 2 个样本分类错误, 由于分割时叶片和盲椿象粘连在一起, 没有将棉花叶片与盲椿象分离, 提取了棉花叶片颜色信息, 造成识别结果为绿盲椿。从总体分类结果看, 盲椿象平均正确率为 91%, 能实现对盲椿象的正确分类与识别。

表 1 盲椿象测试集的分类结果

Table 1 Classification results of blind stinkbug in test set

盲椿象 种类	识别盲椿象种类					识别 正确率	平均 正确率
	绿 盲椿	中黑 盲椿	三点 盲椿	首蓆 盲椿	牧草 盲椿		
绿盲椿	20	0	0	0	0	100%	
中黑 盲椿	0	18	0	0	2	90%	
三点 盲椿	0	1	17	2	0	85%	91%
首蓆 盲椿	0	0	1	18	1	90%	
牧草 盲椿	2	0	0	0	18	90%	

3 结 论

本研究利用 Gabor 小波和颜色矩分别提取盲椿象纹理特征和颜色特征, 通过主成分分析降低了特征维数, 以径向基核函数支持向量机为分类器, 实现了在自然条件下棉花盲椿象的分类, 提高了棉花盲椿象分类准确率, 并通过仿真试验得到以下结论:

1) 特征提取与优化试验结果表明, 主成分分析的第 1 主成分、第 2 主成分和第 3 主成分分量累计贡献率达到了 87.3%, 从聚类效果看, 绿盲椿与中黑盲椿之间和首蓆盲椿与牧草盲椿之间的聚类有部分数据存在交叠。因此, 选取第 1 主成分、第 2 主成分和第 3 主成分分量作为盲椿象分类试验的特征向量。

2) 盲椿象分类试验结果表明, 与其他方案和核函数结合相比, 综合特征经过主成分分析获取的第 1 主成分、第 2 主成分和第 3 主成分分量与径向基核函数支持向量机结合在训练时间和盲椿象分类效果上具有明显优势, 分类正确率达 91%。说明采用基于 Gabor 小波和颜色矩提取特征, 结合主成分分析和径向基核函数支持向量机方法可以准确对盲椿象进行分类。

3) 从主成分分析和径向基核函数支持向量机结合的盲椿象详细分类结果看, 较多识别错误主要原因是在预处理中背景分割效果不理想, 造成背景分割后的盲椿象区域包含了部分棉花叶片和土壤。因此, 自然条件下的盲椿象背景分割方法仍需继续研究。

[参 考 文 献]

- [1] 陆宴辉, 吴孔明. 棉花盲椿象及其防治[M]. 北京: 金盾出版社, 2008: 5—10.
- [2] 王剑, 周国民. 基于神经网络的水稻三化螟识别系统的研究[J]. 农业网络信息, 2006, 6(2): 39—41.
Wang Jian, Zhou Guoming. The research of yellow stem borer identification system based on neural network[J]. Agriculture Network Information, 2006, 6(2): 39—41. (in Chinese with English abstract)
- [3] 周曼, 周明全. 基于 BP 神经网络的水稻害虫自动识别[J]. 北京师范大学学报: 自然科学版, 2008, 44(2): 165—167.
Zhou Man, Zhou Mingquan. Automatic rice pest insects recognition based on BP neural network[J]. Journal of Beijing Normal University: Natural Science, 2008, 44(2): 165—167. (in Chinese with English abstract)
- [4] 张红涛, 毛罕平, 邱道尹. 储粮害虫图像识别中的特征提取[J]. 农业工程学报, 2009, 25(2): 126—130.
Zhang Hongtao, Mao Hanping, Qiu Daoyin. Feature extraction for the stored-grain insect detection system based on image recognition technology[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(2): 126—130. (in Chinese with English abstract)
- [5] 张红涛, 毛罕平. 基于 FCM 离散化的粗集权重在粮虫可拓分类中的应用[J]. 农业机械学报, 2008, 39(7): 124—128.
Zhang Hongtao, Mao Hanping. Rough sets weights application in the extension classification of the stored-grain pests based on fuzzy c-means discretization[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2008, 39(7): 124—128. (in Chinese with English abstract)
- [6] 袁金丽, 吉海彦, 郭志涛. 可拓工程方法在储粮害虫分类识别中的应用研究[J]. 农业工程学报, 2004, 20(5): 170—172.
Yuan Jinli, Ji Haiyan, Guo Zhitao. Classification and recognition of stored-grain pests by using extension engineering method[J]. Transactions of the CSAE, 2004, 20(5): 170—172. (in Chinese with English abstract)
- [7] 马骏, 王建华. 一种基于数学形态学的植物病虫识别方法[J]. 深圳大学学报理工版, 2004, 21(1): 72—75.
Ma Jun, Wang Jianhua. A pests recognition system based on mathematical morphology and neural network[J]. Journal of

- Shenzhen University Science and Engineering, 2004, 21(1): 72—75. (in Chinese with English abstract)
- [8] Jose B, Juan G, Abelardo G, et al. Automatic sex detection of individuals of *Ceratitis capitata* by means of computer vision in a biofactory[J]. Society of Chemical Industry, 2008, 36(9): 99—104.
- [9] Wen C L, Guyer D E, Li W. Local feature-based identification and classification for orchard insects[J]. Biosystems Engineering, 2009, 104(5): 299—307.
- [10] Russell K N, Do M T, Platnick N I. Introducing SPIDA-web: An automated identification system for biological species[J]. Taxonomic Database Working Group Annual Meeting, 2005, 1(3): 103—109.
- [11] Arbuckle B, Schroeder S, Steinhage V, et al. Biodiversity identification and monitoring of bee species using ABIS[C]// Proceedings of 15th International Symposium for Environmental Protection, 2001, 21(6): 425—430.
- [12] Mayo M, Watson A T. Automatic species identification of live moths[J]. Knowledge-Based Systems, 2007, 20(10): 195—202.
- [13] 郑永军, 吴刚, 王一鸣, 等. 基于模糊模式的蝗虫图像识别方法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(增 2): 21—25.
Zheng Yongjun, Wu Gang, Wang Yiming, et al. Locust images detection based on fuzzy pattern recognition[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(Supp2): 21—25. (in Chinese with English abstract)
- [14] 刘金平, 桂卫华, 牟学民. 基于 Gabor 小波的浮选泡沫图像纹理特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(8): 1770—1775.
- Liu Jinping, Gui Weihua, Mu Xuemin. Flotation froth image texture feature extraction based on Gabor wavelets[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(8): 1770—1775. (in Chinese with English abstract)
- [15] 张刚, 马宗民. 一种采用 Gabor 小波的纹理特征提取方法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(2): 247—254.
Zhang Gang, Ma Zongmin. An approach of using gabor wavelets for texture feature extraction[J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(2): 247—254. (in Chinese with English abstract)
- [16] 吴东洋, 业宁, 沈丽容, 等. 基于颜色矩的木材缺陷聚类识别[J]. 江南大学学报: 自然科学版, 2009, 8(5): 520—524.
Wu Dongyang, Ye Ning, Shen Li rong, et al. Clustering method for automatic timber defects detection based on the color moment[J]. Journal of Jiangnan University: Natural Science Edition, 2009, 8(5): 520—524. (in Chinese with English abstract)
- [17] 肖宏. 基于电子舌技术的龙井茶滋味品质检测研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2010: 50—69.
Xiao Hong. Taste Quality Detection of Longjing Tea Based on Electronic Tongue Techniques[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2010: 50—69. (in Chinese with English abstract)
- [18] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 152—158.
- [19] 张铮, 王艳平, 薛桂香. 数字图像处理与机器视觉: Visual C++与 Matlab 实现[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2010: 287—293.

Classification of cotton blind stinkbug based on Gabor wavelet and color moments

Zhang Jianhua^{1,3}, Qi Lijun^{1,3*}, Ji Ronghua^{2,3}, Yuan Xue^{1,3}, Li Hui^{1,3}

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 2. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 3. Optimize The Design of Modern Agricultural Equipment Key Laboratory of Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: The method of classifying cotton blind stinkbugs based on Gabor wavelet and color moments was developed for improving the forecasting and warning of blind stinkbug disaster under field conditions. In this method, Gabor wavelet and color moments were used to extract texture features and color features from cotton blind stinkbugs, in order to detect cotton blind stinkbug with principal component analysis and support vector machine. The results of feature extraction and optimization showed that cumulative contribution rate of first three principal components was 87.3%, and first three principal components obtained better clustering results. Cotton blind stinkbug classification results found combination of first three principal components and radial basis function support vector machine better than others. Training time and accuracy rate of the methods were 89 ms and 91%, respectively. The study results showed that the proposed classification method could be used to accurately classify the five kind of blind stinkbugs.

Key words: classification, cotton, principal component analysis, support vector machines, blind stinkbug, Gabor wavelet