

# 基于 PCA - SVM 的棉花出苗期杂草类型识别\*

李慧<sup>1</sup> 祁力钧<sup>1</sup> 张建华<sup>1</sup> 冀荣华<sup>2</sup>

(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)

**【摘要】** 为了实现棉田中不同类型杂草的机器视觉识别, 提出基于主成分分析和支持向量机的棉花出苗期杂草识别方法。该方法通过提取棉田图像中棉花和杂草的颜色、形状、纹理等特征, 并利用主成分分析(PCA)降低特征变量空间维数, 结合支持向量机, 实现对棉田杂草类型分类。通过 120 个棉花杂草测试样本分类试验结果发现, 经 PCA 降维得到的前 3 个主成分分量能有效减少支持向量机的训练时间和提高分类正确率; 通过对比发现前 3 个主成分分量与径向基核函数支持向量机相结合效果最好, 其训练时间为 91 ms, 平均分类正确率达 98.33%。

**关键词:** 棉花 杂草识别 图像处理 主成分分析 支持向量机

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2012)09-0184-06

## Recognition of Weed during Cotton Emergence Based on Principal Component Analysis and Support Vector Machine

Li Hui<sup>1</sup> Qi Lijun<sup>1</sup> Zhang Jianhua<sup>1</sup> Ji Ronghua<sup>2</sup>

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

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

### Abstract

A method of recognition weeds during cotton emergence based on principal component analysis (PCA) and support vector machine (SVM) was developed. For the effective classification of the variety of weeds in cotton field, the dimension of feature variable space was reduced by extracting color, shape, texture characteristics and principal component analysis. The experiment of classification for 120 samples of cottons and weeds showed that it was able to reduce training time and increase classification accuracy effectively by the first three principal components obtained by PCA dimensionality reduction. It was found by comparison that the best classification and recognition result was obtained by using the combination of the first three principal components and RBF kernel function SVM. The training time is 91 ms and the average correct classification rate is 98.33%.

**Key words** Cotton, Weed recognition, Image processing, Principal component analysis, Support vector machine

### 引言

目前我国棉田化学除草剂的粗放式大面积喷洒, 不仅造成浪费, 而且危害农田生态环境<sup>[1]</sup>。机器视觉杂草识别结合变量施药技术可有效减少除草剂的使用, 国内外学者在此领域已有广泛的研

究<sup>[2-13]</sup>。

但已有的研究主要是对棉花和杂草进行区分, 但对于杂草具体类型的识别并未进行深入的探讨。棉花播种后至出苗期间杂草对棉花的生长影响最大, 杂草识别的主要时间段应为棉花出苗期; 同时杂草分为阔叶、针叶两种类型, 针对不同的类型施用不

同的除草剂。根据对田间杂草数量和分布的统计,发现阔叶型杂草灰绿藜、针叶型杂草马唐分布广、数量多,对出苗期棉花生长影响最大。因此,本文以灰绿藜和马唐分别作为阔叶型和针叶型杂草的代表,通过提取图像中棉花、灰绿藜和马唐的颜色、形状、纹理特征,选取区分性高的特征变量,并利用主成分分析(PCA)降低特征空间维数,以支持向量机(SVM)为分类器对棉花田间杂草进行识别与分类。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验材料

图像采集时间为2011年5月中旬至6月上旬,采集地点为中国农业大学西校区棉花试验田。图像采集设备为IXUS210 Canon数码相机,分辨率为640像素×480像素,垂直地面50cm高度拍摄图像。采集图像共240幅,其中棉花80幅,阔叶型杂草(灰绿

藜)80幅,针叶型杂草(马唐)80幅,如图1所示。

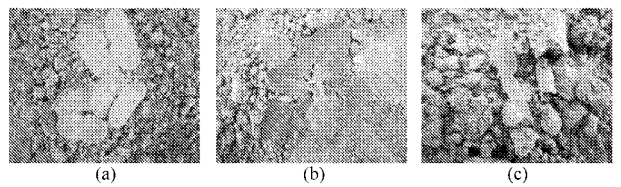


图1 棉花及杂草图像

Fig. 1 Image of cotton and weeds

(a) 棉花 (b) 灰绿藜 (c) 马唐

### 1.2 试验方法

基于主成分分析和支持向量机的棉花杂草识别算法流程如图2所示。采集图像后首先进行图像预处理增强图像信息,并分别提取图像的颜色、形状、纹理特征,通过主成分分析降低特征集的维数,最后利用支持向量机对棉花杂草进行分类,计算训练时间和分类正确率。

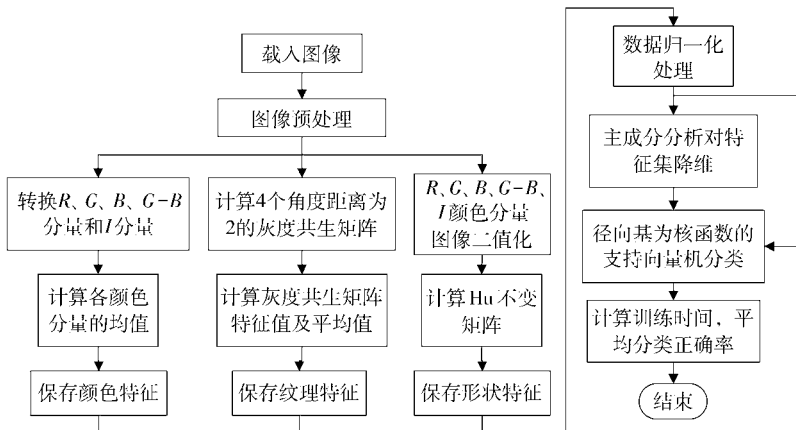


图2 基于PCA和SVM的棉花杂草识别算法流程图

Fig. 2 Flow chart of cotton weeds identification based on PCA and SVM

#### 1.2.1 图像预处理

图像预处理的作用是为特征提取和目标识别等后续处理做准备。首先将原始图像(图3a)进行Gauss滤波(图3b);将图像转换为YUV颜色空间的V分量(图3c);利用Otsu算法对V分量图进行阈值分割,并运用形态学的开运算对图像进行分割后处

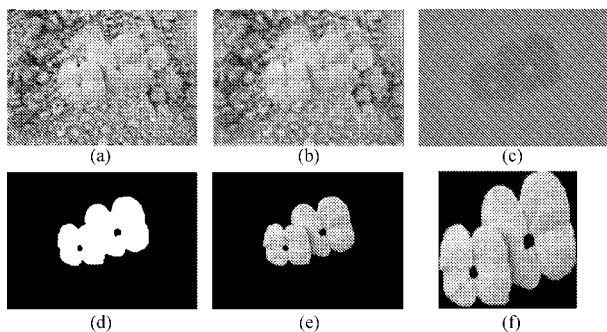


图3 图像预处理过程

Fig. 3 Image of cotton preprocessing

(a) 原始图像 (b) Gauss滤波后图像 (c) V分量图 (d) 形态学处理图 (e) 图3b与图3d乘积 (f) 最小外接矩归一化图

理(图3d);与滤波后图像进行乘积(图3e)。提取植物的最小外接矩,并进行归一化处理(图3f)。

#### 1.2.2 Hu不变矩

1962年,Hu提出了图像识别的不变矩理论,其7个不变矩量具有无方向性的特点,能够满足图像平移、旋转和尺度不变性,同时不变矩对噪声的影响具有一定鲁棒性<sup>[14]</sup>。数学表达式为

$$h_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (1)$$

$$h_2 = (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (2)$$

$$h_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (3)$$

$$h_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (4)$$

$$h_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (5)$$

$$h_6 = (\eta_{20} - \eta_{02}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \quad (6)$$

$$h_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] - (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (7)$$

式中,  $h_1, h_2, \dots, h_7$  为 7 个 Hu 矩不变量,  $\eta$  为归一化中心距。

### 1.2.3 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵 (GLCM) 反映图像在方向、间隔、变化幅度及速度上的综合信息。Haralick 等<sup>[15]</sup> 用灰度共生矩阵计算了 14 种特征值, 根据特征值的不同特性, 本文选择其中 4 种参数进行纹理特征提取。灰度共生矩阵就是从影像  $(x, y)$  灰度为  $i$  的像素出发, 统计与距离为  $\sigma$ 、灰度为  $j$  的像素  $(x + \Delta x, y + \Delta y)$  同时出现的概率  $p(i, j|d, \theta)$ ,  $\theta$  为共生矩阵的生成方向, 通常取  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ <sup>[16]</sup>。

对比度

$$F_1 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |i-j|^2 p(i, j|d, \theta) \quad (8)$$

相关性

$$F_2 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} [ijp(i, j|d, \theta) - u_x u_y] / (\sigma_x \sigma_y) \quad (9)$$

能量

$$F_3 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p^2(i, j|d, \theta) \quad (10)$$

同质性

$$F_4 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p(i, j|d, \theta) / (1 + |i-j|) \quad (11)$$

### 1.2.4 主成分分析

主成分分析是特征集数据融合常用且有效的方法之一, 用较少的新变量代替原来较多的变量, 而且使新变量尽可能多地保留原来的信息, 以达到降维的目的<sup>[17]</sup>。

其主要实现过程为:

设有  $n$  个样本, 每个样本有  $m$  个变量  $(x_1, x_2, \dots, x_m)$ , 定义观测值为  $x_{ij} (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m)$ 。则由观测值构成的数据矩阵为

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_m)^T = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix}$$

(1) 对原始数据进行标准化处理

$$x_{ki}^* = \frac{x_{ki} - \bar{x}_i}{S_i} \quad (12)$$

其中

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_{ki}$$

$$S_i^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2$$

(2) 相关系数

$$R = (r_{ij})_{n \times m} \quad (13)$$

其中

$$r_{ij} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n x_{ki}^* x_{kj}^*$$

计算得出  $R$  的特征值和特征向量, 并对特征值进行排序。

(3) 选取前  $d$  个最大的特征值对应的特征向量作为基向量

$$P = (X_1, X_2, \dots, X_d) \quad (14)$$

$$B = P^T x \quad (15)$$

式中  $B$ ——主成分分量  $x$ ——特征变量

$P$ ——前  $d$  个最大特征值对应的特征向量

### 1.2.5 支持向量机及核函数

支持向量机是基于结构风险最小化 (SRM) 原理的一种小样本统计学习方法, 通过引入核函数 (也称为内积函数) 映射实现非线性处理<sup>[18]</sup>。常用的 SVM 核函数有 3 种:

径向基核函数

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{|x - x_i|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (16)$$

多项式核函数

$$K(x, x_i) = (xx_i + 1)^q \quad (17)$$

Sigmoid 核函数

$$K(x, x_i) = \tanh(v(xx_i) + c) \quad (18)$$

式中  $\sigma, q, v, c$  分别是相应核函数的参数。

为进一步验证本文算法, 对棉花、灰绿藜和马唐分类进行试验。试验所用软件平台为 Matlab R2008a, Windows XP; 硬件平台为 PC 机, AMD Athlon(tm) 双核 5 200 + /2.71 GHz 处理器, 2 GB 内存。

## 2 试验结果与分析

### 2.1 特征提取与统计分析

有效表达和特征提取是基于机器视觉的田间杂草识别技术的关键所在, 良好的特征应该具有可区别性、可靠性、独立性和数量少等特点<sup>[19]</sup>。本文主要提取了棉花、灰绿藜和马唐的颜色、形状、纹理等特征参数并进行统计分析, 以选取最有效的特征用于分类识别。

#### 2.1.1 颜色特征

分别提取了棉花、灰绿藜和马唐图像  $R, G, B, G-R, G-B, R-B, 2R-G-B, 2G-R-B, L, A, B, H, S$  和  $I$  分量, 共 14 个颜色特征分量, 并对颜色特征分量进行统计。图 4 为棉花、灰绿藜和马唐各个颜色特征分量的统计结果。图 4 可以看出,  $R, G, B, G-B$  和  $I$  分量的类间差异明显, 因此确定颜色特征向量为  $R, G, B, G-B$  和  $I$  等 5 个分量。

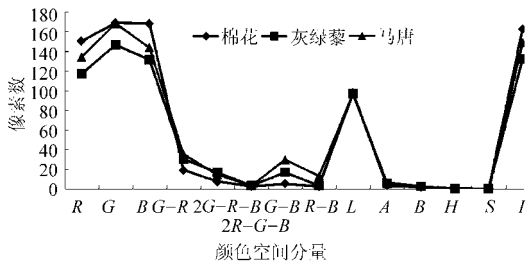


图4 颜色特征分量统计

Fig.4 Statistics of color feature components

### 2.1.2 形状特征

棉花、灰绿藜和马唐图像的7个不变矩的统计数据如图5所示。从图5中可以看出， $h_2$ 、 $h_3$ 、 $h_4$ 、 $h_5$ 、 $h_6$ 和 $h_7$ 分量的相隔距离较远，类间差异较大，而在 $h_1$ 分量上棉花、灰绿藜和马唐重合差异不明显，因此剔除不变矩分量 $h_1$ ，保留其他不变矩分量。

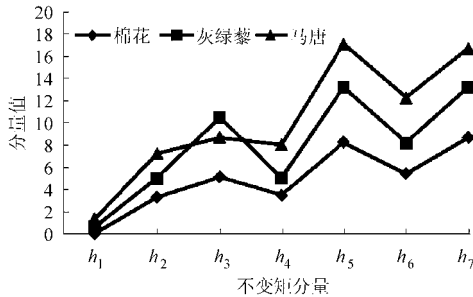


图5 Hu不变矩统计

Fig.5 Statistics of Hu invariant moments

### 2.1.3 纹理特征

以灰度共生矩阵的方法提取图像纹理特征的步骤如下：

(1) 进行图像灰度化处理，将彩色图像分别转换为R、G、B、G-B和I分量的5个灰度图像。

(2) 分别计算各分量灰度图的距离 $\sigma$ 为2， $\theta$ 为

为进一步确定主成分分量的个数，采用前n个

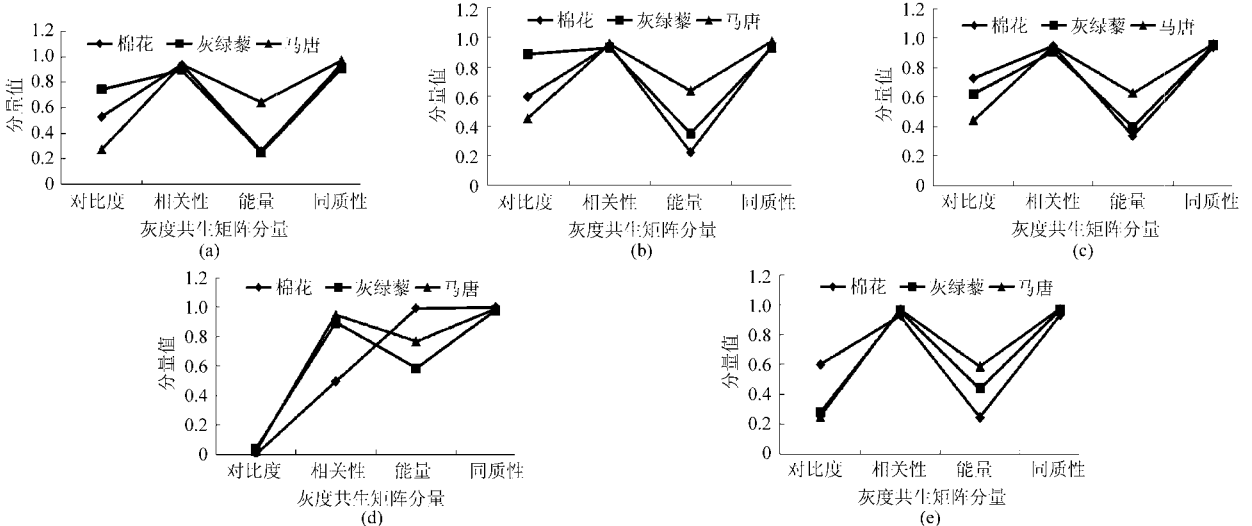


图6 R、G、B、G-B、I分量灰度共生矩阵统计

Fig.6 Statistics of R, G, B, G-B, I-components of GLCM

(a) R分量 (b) G分量 (c) B分量 (d) G-B分量 (e) I分量

$0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $135^\circ$ 的共生矩阵。

(3) 计算灰度共生矩阵的4个特征值及其4个角度平均值。

棉花、灰绿藜和马唐图像的R、G、B、G-B和I分量的灰度共生矩阵特征值统计数据如图6所示。可以看出，R、G、B和I分量的灰度共生矩阵的对比度、能量(8个)，G-B分量灰度共生矩阵的相关性和能量(2个)的类间差异较大，因此确定以上10个分量为纹理特征向量。

据以上统计分析，棉花、灰绿藜和马唐图像的R、G、B、G-B和I的5个分量作为颜色特征(图6)；形状特征向量包括Hu不变矩 $h_2$ 、 $h_3$ 、 $h_4$ 、 $h_5$ 、 $h_6$ 和 $h_7$ 的6个分量；纹理特征向量包括R、G、B和I分量的灰度共生矩阵的对比度、能量；G-B分量灰度共生矩阵的相关性和能量，组成21个综合特征向量。

## 2.2 主成分分量试验

### 2.2.1 主成分聚类分析

提取的21个综合特征向量存在较多数据冗余，易使分类器训练时间长和识别效果差，因此利用主成分变换对特征向量进行降维和优化处理。为了验证主成分分量的可区分性，主成分变换后提取第一主成分分量和第二主成分分量进行聚类分析，聚类效果如图7所示。从图中可以看出，第一主成分分量和第二主成分分量对棉花、灰绿藜和马唐有一定的聚类作用，各自样本成团分布，其中，棉花、灰绿藜与马唐只有少量交叠部分，聚类效果较好，而棉花与灰绿藜重叠部分较多，聚类不佳。因此，还需引入其他主成分分量做进一步确定。

### 2.2.2 主成分分量数

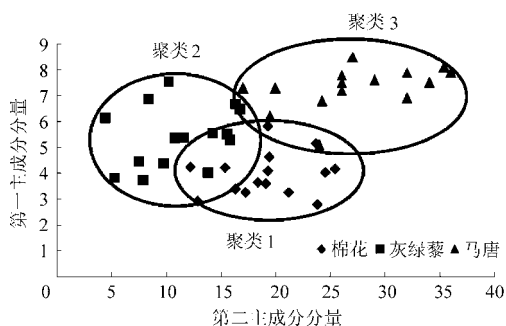


图7 主成分聚类效果

Fig. 7 Clustering according to principal components

( $n = 1, 2, \dots, 8$ ) 特征向量集分别在 3 种核函数的支持向量机下进行分类, 比较其平均分类正确率  $\xi_n$ 。输入 240 幅棉花、灰绿藜和马唐图像, 预处理后计算出特征参数集, 从中随机选取 50% 的数据作为训练集, 剩余的 50% 作为测试集。根据文献 [20] 方法进行支持向量机多类识别。训练中均方差最小时, 惩罚因子  $C = 200$ , 松弛系数  $\beta = 0.001$ , 此时的均方差为 0.000 1; 核函数参数分别设置为: 径向基核函数  $\sigma^2 = 1, c = -10$ , 多项式核函数  $q = 5$ , Sigmoid 核函数参数  $v = 0.6$ , 不同主成分个数在不同核函数支持向量机的分类结果如图 8 所示。

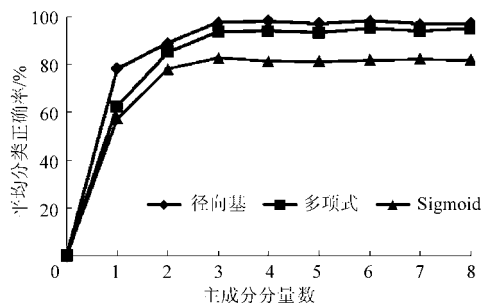


图8 不同主成分分量数在不同核函数支持向量机下的分类正确率

Fig. 8 SVM classification accuracy with different number of principal components and different kernel functions

从图 8 中可以得出:

(1) Sigmoid 作为支持向量机核函数的分类正确率最低, 径向基的分类正确率最高, 多项式的分类正确率略低于径向基, 因此确定径向基作为支持向量机的核函数。

(2) 采用径向基为核函数,  $n = 3$  时的平均分类正确率  $\xi_3$  达到 98.33%,  $\xi_6$  最高, 为 98.55%;  $\xi_3$  到  $\xi_8$  增长缓慢, 波动较小, 而前 3 个主成分分量支持向量机的平均训练时间较短, 因此确定  $n = 3$  为主成分分量数。

### 2.3 分类试验及结果分析

分类试验的参数选择方法与 2.2 节主成分分量

试验相同。将未经 PCA 降维的颜色、形状、纹理、综合特征向量和经 PCA 降维后的综合特征向量保留前 3 个主成分输入以径向基为核函数的支持向量机进行分类, 计算训练时间和平均分类正确率, 得到如表 1 所示试验结果。

表 1 不同训练集支持向量机棉花杂草分类结果

Tab. 1 SVM classification results of cotton weeds with different training sets

输入特征向量集	平均分类正确率/%	训练时间/ms
颜色(5)	79.61	164
形状(6)	67.87	187
纹理(10)	78.62	205
综合特征向量(21)	86.23	223
PCA 特征向量(3)	98.33	91

从表 1 可以看出, 综合特征向量的分类结果中, 随着特征向量的增加, 支持向量机的训练时间增加, 训练时间最长为 223 ms, 最短为 164 ms。输入颜色和纹理特征的平均分类正确率高于形状特征的正确率, 综合特征向量的分类正确率最高为 86.23%。PCA 降维后的特征向量的训练时间缩短到 91 ms, 平均分类正确率提高到 98.33%。试验结果对比可得, 输入 PCA 降维后的特征向量的分类正确率明显高于综合特征向量, 分类正确率从 86.23% 提高到 98.33%, 由于综合特征向量包含的信息最多, 在经 PCA 处理后, 特征集维数减少且分布更加集中, 因此分类正确率最高。训练时间上, 未经 PCA 处理的训练时间是降维后的 2 倍。因此, 由平均分类正确率和训练时间综合考虑, 采用 PCA 降维后的综合特征向量和径向基核函数支持向量机结合分类效果最好。

通过以上对比试验及分析可以得出, 输入 PCA 降维后的特征向量由径向基为核函数的支持向量机进行分类, 较其他特征输入有明显优势, 平均分类正确率达到 98.33%, 但分类试验仍存在分类错误情况。表 2 为 PCA 降维后的综合特征向量由径向基为核函数的支持向量机进行分类的分类结果, 由表 2 可知, 40 个棉花测试样本中有 1 个样本被错误分类为灰绿藜; 40 个灰绿藜样本中有 1 个样本被错误分类为马唐; 40 个马唐测试样本全部识别正确, 分类正确率达到 100%。造成错误识别的原因是由于棉花和灰绿藜都属于阔叶型植物, 形状特征不能对其进行很好地区分, 而样本图像中棉花与灰绿藜颜色相似, 因此颜色特征的分类有效性降低, 影响了支持向量机的训练精度, 进而影响了支持向量机对其他样本的分类精度。

表2 PCA降维后的特征和径向基核函数支持向量机  
棉花杂草分类结果

Tab.2 SVM classification results of cotton weeds with  
PCA-treated characteristics and RBF kernel

植物 种类	植物种类			总数	识别正 确率/%	平均正 确率/%
	棉花	灰绿藜	马唐			
棉花	39	0	0	40	97.50	
灰绿藜	1	39	0	40	97.50	98.33
马唐	0	1	40	40	100.00	

### 3 结论

(1) 通过主成分分量试验,得出  $n=3$  时分类正

确率高、训练时间短,以径向基为核函数的支持向量机分类效果最好。

(2) 通过分类试验表明,经过主成分分析降维后的特征向量比综合特征向量在分类正确率和训练时间上都有明显优势,说明主成分分析保留了对分类最有效的特征信息,同时舍弃了增加运算规模的干扰特征信息。

(3) 21个特征向量经过主成分分析降维后保留前3个主成分分量输入支持向量机进行分类,平均分类正确率达98.33%,平均训练时间为91ms。

### 参 考 文 献

- 李辉,易法海. 世界棉花市场的格局与我国棉花产业发展的对策[J]. 国际贸易问题,2005(7):30~34.  
Li Hui, Yi Fahai. Pattern of world cotton market and the development measures of Chinese cotton industry [J]. Journal of International Trade, 2005(7):30~34. (in Chinese)
- Tellaeche A, Pajares G, Burgos-Artizzu XP, et al. A computer vision approach for weeds identification through support vector machines [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1):908~915.
- Tillett N D, Hague T, Miles S J. A field assessment of a potential method for weed and crop mapping on the basis of crop planting geometry [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2001, 32(3):229~246.
- Woebbecke D M, Meyer G E, Von Bargen K, et al. Shape feature for identifying young weeds using image analysis [J]. Transactions of the ASAE, 1995, 38(1):271~281.
- Asnor J I, Aini H, Mohd M M, et al. Weed image classification using Gabor wavelet and gradient field distribution [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 66(1):53~61.
- Alchanatis V, Ridet L, Hetzroni A, et al. Weed detection in multi-spectral images of cotton fields [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2005, 47(3):243~260.
- Glaucia M B, Vilma A O, Estevam R H, et al. Using Bayesian networks with rule extraction to infer the risk of weed infestation in a corn-crop [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2009, 22(4~5):579~592.
- 吴兰兰,刘俭英,文友先. 基于分形维数的玉米和杂草图像识别[J]. 农业机械学报,2009,40(3):176~179.  
Wu Lanlan, Liu Jianying, Wen Youxian. Image identification of corn and weed based on fractal dimension [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(3):176~179. (in Chinese)
- 龙满生,何东健. 玉米苗期杂草的计算机识别技术研究[J]. 农业工程学报,2007,23(7):139~144.  
Long Mansheng, He Dongjian. Weed identification from corn seedling based on computer vision [J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(7):139~144. (in Chinese)
- 李先锋,朱伟兴,纪滨. 基于图像处理和蚁群优化的形状特征选择与杂草识别[J]. 农业工程学报,2010,26(10):178~182.  
Li Xianfeng, Zhu Weixing, Ji Bin, et al. Shape feature selection and weed recognition based on image processing and ant colony optimization [J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(10):178~182. (in Chinese)
- 冀荣华. 变量施药系统中植物识别与定位方法研究[D]. 北京:中国农业大学,2008:49~50.  
Ji Ronghua. Research on plants identification and location in variable rate spray system [D]. Beijing: China Agricultural University, 2008:49~50. (in Chinese)
- 沈宝国,陈树人,尹建军,等. 基于颜色特征的棉田绿色杂草图像识别方法[J]. 农业工程学报,2009,25(6):163~167.  
Shen Baoguo, Chen Shuren, Yin Jianjun, et al. Image recognition of green weeds in cotton fields based on color feature [J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(6):163~167. (in Chinese)
- 吴兰兰,刘剑英,文友先,等. 基于支持向量机的玉米田间杂草识别方法[J]. 农业机械学报,2009,40(1):162~166.  
Wu Lanlan, Liu Jianying, Wen Youxian, et al. Weed identification method based on SVM in the corn field [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(1):162~166. (in Chinese)
- Hu Mingkuei. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. IRE Trans. Information Theory,1962,8:179~187.
- Lu C S, Cheng P C, Chen C F. Unsupervised texture segmentation via wavelet transform [J]. Pattern Recognition, 1996, 30(5):729~742.

- He Yong, Ge Xiaofeng, Yu Haihong, et al. Analyses of measurement precision of GPS for agricultural purposes and method for improving precision [J]. Transactions of the CSAE, 2004, 20(2): 168 ~ 171. (in Chinese)
- 4 周俊, 张鹏, 宋百华. 农业机械导航中的 GPS 定位误差分析与建模[J]. 农业机械学报, 2010, 41(4): 189 ~ 192.  
Zhou Jun, Zhang Peng, Song Baihua. Analysis and modeling of GPS positioning error for navigation of agricultural machinery [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(4): 189 ~ 192. (in Chinese)
- 5 张小龙, 李亮, 李红志, 等. 汽车稳定性控制系统侧偏角道路试验测试系统[J]. 农业机械学报, 2010, 41(10): 1 ~ 5.  
Zhang Xiaolong, Li Liang, Li Hongzhi, et al. Sideslip angle roadway test system for vehicle stability control [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(10): 1 ~ 5. (in Chinese)
- 6 Martin Herrmann, Dieter Barz, Wolfgang Evers, et al. An evaluation of the mechanical properties of wheel force sensors and their impact on to the data collected during different driving maneuvers [C]. SAE Paper 2005 - 01 - 0857, 2005.
- 7 Kistler Automotive GmbH. Corveit S - 350 non-contact optical sensors, type CS350A [M]. 2011.
- 8 吴宗泽, 罗圣国. 机械设计课程设计手册 [M]. 3 版. 北京: 高等教育出版社, 2006.
- 9 GB/T 7031—2005 机械振动道路路面谱测量数据报告 [S]. 2005.  
GB/T 7031—2005 Mechanical vibration-road surface profiles-reporting of measured data [S]. 2005. (in Chinese)
- 10 Racelogic Ltd. Frequency input module RLVBFI03 instruction manual [M]. 2010.
- 11 Trimble Navigation Limited. Getting started guide-Trimble SPS852 modular GPS receiver [M]. ver 4. 41A. 2011.
- 12 Kvaser A B. Kvaser USBcan II user's guide [M]. 2010.

~~~~~

(上接第 178 页)

- 8 Yingda Dai, Konishi M, Imai J. A cooperative motion control of 2-DOF robot arms by neuro-evolved agents [C] // ICICIC '07, Second International Conference on Innovative Computing, Information and Control, 2007: 109 ~ 111.
- 9 孙迪生, 王炎. 机器人控制技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 1998.
- 10 Thomas Herold, David Franck, Enno Lange, et al. Extension of a D-Q model of a permanent magnet excited synchronous machine by including saturation, cross-coupling and slotting effects [C] // 2011 IEEE International Electric Machines & Drives Conference, 2011: 1 363 ~ 1 367.
- 11 Wang Can, Sun Dong. A synchronization control strategy for multiple robot systems using shape regulation technology [C] // 7th World Congress on Intelligent Control and Automation. 2008 WCICA, 2008: 467 ~ 472.
- 12 Zhao D, Li S, Gao F, et al. Robust adaptive terminal sliding mode-based synchronized position control for multiple motion axes systems [J]. IET Control Theory & Applications, 2009, 3(1): 136 ~ 150.
- 13 O-Shin Kwon, Seung-Hoe Choe, Hoon Heo. A study on the dual-servo system using improved cross-coupling control method [C]. 2011 10th International Conference on Environment and Electrical Engineering, 2011: 1 ~ 4.
- 14 刘金琨. 机器人控制系统的设计与 MATLAB 仿真 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2008.

~~~~~

(上接第 189 页)

- 16 冯建辉, 杨玉静. 基于灰度共生矩阵提取纹理特征图像的研究 [J]. 北京测绘, 2007(3): 19 ~ 22.  
Feng Jianhui, Yang Yujing. Study of texture images extraction based on gray level concurrence matrix [J]. Beijing Surveying and Mapping, 2007(3): 19 ~ 21. (in Chinese)
- 17 张鹏. 基于主成分分析的综合评价研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2004: 24 ~ 26.  
Zhang Peng. Research on synthetic evaluation based on principal component analysis [D]. Nanjing: Nanjing University of Science Technology, 2004: 24 ~ 26. (in Chinese)
- 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 Castleman K R. 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2002: 513 ~ 515.
- 20 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]. 人民邮电出版社, 2010: 287 ~ 293.
- 21 李先锋, 朱伟兴, 纪滨, 等. 基于特征优化和 LS-SVM 的棉田杂草识别 [J]. 农业机械学报, 2010, 41(11): 168 ~ 172.  
Li Xianfeng, Zhu Weixing, Ji Bin, et al. Weed identification based on features optimization and LS-SVM in the cotton field [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(11): 168 ~ 172. (in Chinese)