

基于可见光机器视觉的棉花伪异性纤维识别方法*

王欣^{1,2} 李道亮^{1,3} 杨文柱⁴ 李振波^{1,5}

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学网络中心, 北京 100083;

3. 中国农业大学北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100083; 4. 河北大学数学与计算机学院, 保定 071002;

5. 中国农业大学农业部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 为提高皮棉质量和皮棉中异纤的检测精度, 提出了一种基于机器视觉的棉花伪异性纤维识别方法。皮棉经过开松装置被制成薄棉层, 检测通道两侧的相机对棉层进行拍摄, 并将采集到的棉层及异纤和伪异纤图像保存到工控机, 通过图像分块及阈值分割等算法, 提取伪异纤目标区域, 统计获取区域的数个颜色、形状和纹理特征, 基于特征数据, 分别使用 BP 神经网络、一对一有向无环图策略线性核函数支持向量机和径向基核函数支持向量机对两大类棉花杂质进行分类识别。实验结果表明, 99.15% 的伪异纤目标可被准确识别, 径向基核函数支持向量机在棉花异纤和伪异纤分类识别中, 总分类正确率为 95.60%, 能够满足在线检测的要求。

关键词: 棉花异性纤维 识别 机器视觉 BP 神经网络 支持向量机

中图分类号: S24; TP391 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2015)08-0007-08

Lint Cotton Pseudo-foreign Fiber Detection Based on Visible Spectrum Computer Vision

Wang Xin^{1,2} Li Daoliang^{1,3} Yang Wenzhu⁴ Li Zhenbo^{1,5}

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

2. Computer Network Center, China Agricultural University, Beijing 100083, China

3. Beijing ERC for Internet of Things in Agriculture, China Agricultural University, Beijing 100083, China

4. College of Mathematics and Computer, Hebei University, Baoding 071002, China

5. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: The quality and level of lint cotton are degraded because there are many foreign fibers and other harmful non-fiber trashes which are mixed into it in the process of plantation, production, transportation and machining. It will bring direct economic loss to textile industry. In order to improve the quality of lint cotton and increase the detection rate of foreign fibers, a pseudo-foreign fiber detection method based on visible spectrum machine vision was proposed. Lint cotton was made of thin layer after opening, and then transferred to the detection passage. Images of cotton layer with foreign fibers and pseudo-foreign fibers were snapshot by two line-scan cameras installed by the side of detection passage, and then it was stored into the industrial personal computer's hard disk of experimental platform. Algorithms of image block and threshold were applied to extract pseudo-foreign fibers target areas, and statistical features in color, shape and texture of these target areas were calculated. Three classifiers: BP neural network, one to one directed acyclic graph linear kernel SVM and RBF kernel SVM were used to

收稿日期: 2014-11-25 修回日期: 2014-12-24

* 国家自然科学基金资助项目(31228016、61100115)、农业科技成果转化基金资助项目(2012GB23600629)和“十二五”国家科技支撑计划资助项目(2011BAD21B01、2012BAD35B07)

作者简介: 王欣, 博士生, 主要从事机器视觉算法研究, E-mail: wangx@cau.edu.cn

通讯作者: 李道亮, 教授, 博士生导师, 主要从事农业先进传感与智能处理研究, E-mail: dliangl@cau.edu.cn

separate the two categories of cotton impurities. Results showed that 99.15% of the pseudo-foreign fibers can be accurately identified, and the performance of RBF kernel SVM was the best among the three classifiers. With average recognition rate of 95.60%, the RBF kernel SVM can meet the online detection requirements of lint cotton trashes.

Key words: Foreign fibers of lint cotton Detection Computer vision BP neural network Support vector machine

引言

异性纤维(以下简称异纤),是指棉花种植、加工、运输过程中混入的非棉纤维和有色纤维^[1]。异纤在棉花后续加工过程中,容易导致断纱、布料瑕点,漂白及染色不均匀等棉纺织产品质量问题,因此其检测和剔除是棉花加工业的重点和难点。目前,国内外已有很多相关研究,如X光断层扫描成像^[2-4]、可见光单色成像^[5-7]、可见光彩色成像^[8-16]、紫外荧光成像^[7,14-15,17]、红外成像^[18-19]、线激光成像^[20-22]、高光谱成像^[23-24]、紫外光谱分析^[7,25]和红外光谱分析^[19]等。其中X光断层扫描成像出现最早,检测和定位精度较高,但速度不理想,基于可见光机器视觉的自动检测系统可成功检测出多类异性纤维^[14]。此外,为了有效检测出皮棉中颜色和棉花相近的黄白色异纤、猪毛、羊毛和塑料地膜等难检杂质,紫外光谱分析及成像系统,红外光谱分析及成像系统,线激光和高光谱成像系统也在探索和研究中。

在实际生产环境中,异纤经过多道开松和清梳棉装置后,常被打破成更加难以识别和剔除的小片,容易和皮棉中的伪异性纤维^[26-29](以下简称伪异纤)混淆,造成异纤目标分割困难和计量不准确等问题。本文提出一种基于机器视觉的棉花伪异纤识别方法。

1 实验设备和材料

实验设备:由中国农业大学农业智能研究实验室和中棉机械设备有限公司合作研发的棉花异纤检测实验平台其图像采集装置的系统结构如图1所示。为减轻棉层对检测目标的干扰,平台使用专用白色背景纸。含有异纤和伪异纤的棉层在经过检测通道时,首先在LED白光光源阵列照射下,由彩色线扫描相机(加拿大DALSA PC-30-04K60型,3×4096像素数,10K)拍摄棉花和待识别目标的彩色图像,然后经过紫外光源和黑白线扫描相机(加拿大DALSA P2-2x-04K40型(10 μm像元),4096像素数,18K),拍摄其荧光单色图像,彩色和黑白信号通过不同图像采集卡(CameraLink专用图像采集卡,

加拿大DALSA X64 CL Express型)传送至工控机。相机镜头均为日本尼康,微距镜头AF 60 mm F2.8。在白色和紫外光源之间,设置光源隔板以防止光谱的互相干扰。设置紫外光源和黑白相机是为了检测有荧光效应的白色丙纶丝和塑料布。

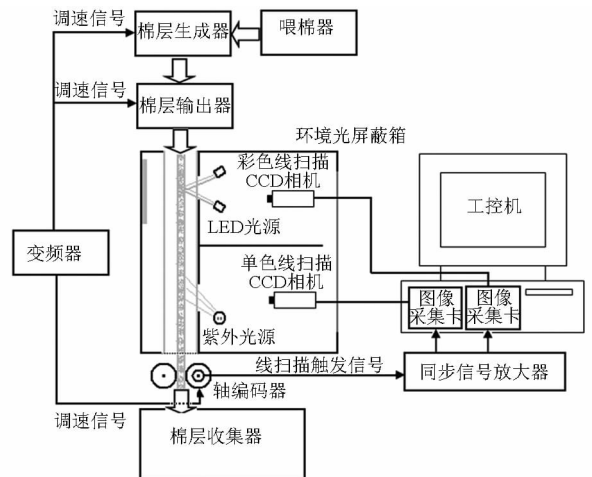


图1 棉花异性纤维图像采集装置结构图

Fig. 1 Structure chart of image acquisition device for cotton foreign fibers

实验材料:一定数量的皮棉,各种颜色的棉布条、羽毛、麻绳、头发、塑料布及各种颜色丙纶丝样本。

实验图像:皮棉经过开松,形成很薄的棉层,检测通道旁边的相机可拍摄到异纤和伪异纤目标,如图2所示。

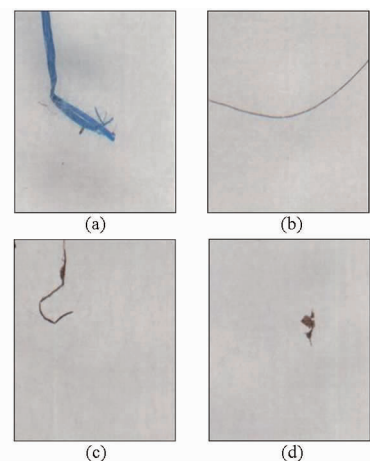


图2 棉花杂质图像

Fig. 2 Images of cotton trashes

(a) 蓝色丙纶丝 (b) 头发 (c) 草叶 (d) 碎棉叶

2 棉花杂质识别方法

2.1 伪异纤图像分割

从实验平台获取 110 幅含伪异纤图像,因伪异纤目标,如棉籽皮、草叶、棉花叶等的面积普遍较小,设计了图像分块分割算法,先将图像均分成 2×18 块,根据灰度直方图阈值,判断该块是否存在伪异纤目标,如果没有就不做处理,如果有则先通过拉普拉斯算子对图像边缘进行锐化增强,再使用中值滤波对图像进行平滑和去噪,使用 Otsu's 阈值法对分块图像进行分割,并用数学形态学方法对分块进行分割后处理,最后将分块图像合并,提取伪异纤目标如图 3 所示。

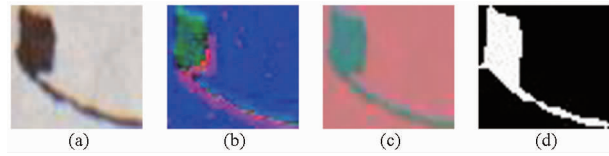


图3 棉叶碎片分割图像

Fig.3 Segmented images of cotton leaf scrap

(a) RGB 源图 (b) HSV 图像 (c) Lab 图像
(d) 分割后二值图像

2.2 伪异纤特征计算

基于机器视觉的检测^[30-33]中,特征选择十分重要,直接关系到检测速度和精度。皮棉中的杂质具

$$\sigma_{RGB} = \sqrt{\frac{1}{N_o} \sum_{(i,j) \in N_o} (I_R(i,j) - I_{MRGB}(i,j))^2 + (I_G(i,j) - I_{MRGB}(i,j))^2 + (I_B(i,j) - I_{MRGB}(i,j))^2}$$

伪异纤 7 个形状特征分别为:形状因子、外接矩形长宽比、矩形度、目标区域充实度、离心率、球状性和欧拉数,这些特征可以通过 Matlab 的 Regionprops 函数来计算。

形状因子

$$S = \frac{P^2}{4\pi A}$$

式中 P ——分割目标周长即边界像素数

A ——分割目标面积,即分割图像像素总数

外接矩形长宽比

$$A_R = \frac{L}{W}$$

式中 L ——分割目标外接矩形长度,单位为像素数

W ——分割目标外接矩形宽度,单位为像素数

矩形度

$$E_x = \frac{A}{A_R}$$

式中 A_R ——外接矩形像素数,该特征值反映了目标的充实度

目标区域充实度

有多多样性,不同杂质的颜色、形状、纹理都不相同,故可按颜色特征、形状特征和纹理特征进行异性纤维的种类识别。伪异纤 5 个颜色特征值分别为:红色分量均值、绿色分量均值、蓝色分量均值、RGB 均值、RGB 方差。

红色分量均值

$$\mu_R = \frac{1}{N_o} \sum_{(i,j) \in N_o} I_R(i,j)$$

绿色分量均值

$$\mu_G = \frac{1}{N_o} \sum_{(i,j) \in N_o} I_G(i,j)$$

蓝色分量均值

$$\mu_B = \frac{1}{N_o} \sum_{(i,j) \in N_o} I_B(i,j)$$

式中 N_o ——分割目标图像的像素数

$I_R(i,j)$ ——目标像素点的红色分量

$I_G(i,j)$ ——目标像素点的绿色分量

$I_B(i,j)$ ——目标像素点的蓝色分量

RGB 均值

$$\mu_{RGB} = \frac{1}{N_o} \sum_{(i,j) \in N_o} I_{MRGB}(i,j)$$

式中 $I_{MRGB}(i,j)$ ——目标像素点 R 、 G 和 B 分量的平均值

RGB 标准差

$$S_o = \frac{A}{A_c}$$

式中 A_c ——目标凸包面积,即外接凸包像素数
离心率

$$E_c = \frac{c}{a}$$

式中 c ——分割目标外接椭圆焦点间距,单位为像素数

a ——分割目标外接椭圆长轴长度,单位为像素数

球状性

$$S_p = \frac{r_i}{r_c}$$

式中 r_i ——分割目标内切圆半径,单位为像素数

r_c ——分割目标外接圆半径,单位为像素数

欧拉数

$$E_u = N_c - N_h$$

式中 N_c ——分割目标图像区域中连通分量的总个数

N_h ——分割目标图像区域中孔洞的总个数

伪异纤 9 个纹理特征分别为:基于灰度直方图的平均亮度、平均对比度、平滑度、三阶矩、一致性和

熵以及基于灰度共生矩阵的角二阶矩、对比度和熵。

定义 g_i 为分割目标图像外接矩形中的第 i 级灰度值, $0 \leq i \leq G-1$, G 是图像灰度级数, 一般 $G = 256$, 定义外接矩形中灰度级为 g_i 的像素数为 N_i 个, 则灰度值为 g_i 的像素在分割目标图像中出现的概率为

$$p(g_i) = \frac{N_i}{N_R}$$

式中 N_R ——分割目标图像外接矩形中的像素数
基于灰度直方图的平均亮度

$$m = \sum_{i=0}^{G-1} g_i p(g_i)$$

平均对比度, 即标准方差 σ

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{G-1} (g_i - m)^2 p(g_i)}$$

平滑度, 即区域中亮度的相对平滑度量, 对于常亮度区域, 其值为 0, 对于灰度级有较大变化的区域, 其值为 1。计算式为

$$R = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2}$$

三阶矩, 即直方图偏斜性的度量, 若灰度直方图是对称的, 则其值为 0, 若向左偏斜, 则其值为负数, 向右偏斜, 其值为正数。计算式为

$$\mu_3 = \sum_{i=0}^{G-1} (g_i - m)^3 p(g_i)$$

一致性, 即灰度一致性的度量, 当所有像素的灰度值相等时, 该值最大, 其计算式为

$$U = \sum_{i=0}^{G-1} p(g_i)^2$$

熵, 即随机性度量, 其计算式为

$$e = \sum_{i=0}^{L-1} p(g_i) \text{lb}p(g_i)$$

灰度共生矩阵是分析图像的局部模式和像素排列规则的基础, 反映了图像灰度关于方向、相邻间隔和变化幅度的信息。灰度共生矩阵的阶数和灰度级数相同, 即一般为 2 的乘方, 常用的灰度级为 256。

基于灰度共生矩阵的角二阶矩 ASM (Angular second moment) 是灰度共生矩阵各元素的平方和, 它反映了图像灰度分布的均匀程度和纹理粗细, 其值越大则图像纹理越粗糙。计算式为

$$ASM = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} p^2(g_i, g_j)$$

式中 $p(g_i, g_j)$ ——像素偏移量为 (1, 1) 情况下共生灰度 g_i, g_j 出现的概率

对比度又称主对角线惯性矩, 其值反映了灰度的局部变化情况, 值越大, 则表明图像相邻像素对的变化较大, 表现在视觉效果上是图像更清晰。计算

式为

$$CON = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} |g_i - g_j| p(g_i, g_j)$$

能量熵是图像信息量的度量, 反映纹理的复杂程度或非均匀程度。其计算式为

$$ENT = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} p(g_i, g_j) \text{lb}p(g_i, g_j)$$

通过图像分割, 获得伪异纤图像样本 235 个, 计算其上述 21 个颜色、形状、纹理特征值。

2.3 棉花杂质分类

2.3.1 基于 BP 神经网络的异纤、伪异纤分类

通过 Matlab Neural Network 工具箱建立含有 20 个隐藏层神经元的 BP 神经网络模型, 并使用计算得的棉花异纤和伪异纤特征, 按 70%、15%、15% 的比例, 随机生成训练集, 验证集和测试集, 分别对 BP 神经网络进行训练建模、验证和分类测试。

2.3.2 基于一对一有向无环图线性核函数支持向量机的异纤、伪异纤分类

为解决神经网络分类器的过拟合和容易陷入局部极小值等问题, 支持向量机^[34]使用二维空间中最简单的直线和高维空间中的超平面来进行分类, 并将低维空间中线性不好区分的样本点映射到更高维的空间, 达到线性可分的目的。

基本的支持向量机只能进行两类分类, 为进行多类识别, 必须将多个两类支持向量机分类器按不同的策略组织起来, 将伪异纤加入到分类中, 其分类器策略如图 4 所示。

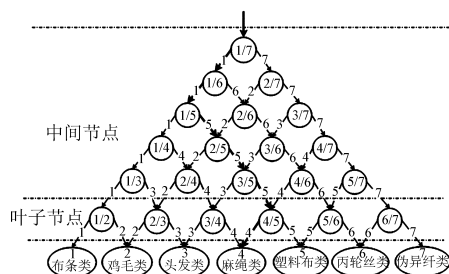


图 4 基于一对一有向无环图策略的多类 SVM 棉花杂质分类器

Fig. 4 One to one directed acyclic graph based MSVM classifier for cotton trashes

圆圈中的数字代表了两分类的类别, 例如 1/7, 代表第 1 类布条和第 7 类伪异纤分类器, 以图中的粗黑线为例, 分类判别的流程为, 先判断样本特征是 1 还是 7, 若分类判别更倾向于 1, 则向下进行 1/6 分类, 若判断为 1 则再向下进行 1/5 分类, 若判断为 2, 则向下进行 2/5 分类, 若不是 2, 则接下来进行 3/5 分类, 如果也不是 3, 则进行 4/5 判断, 此时已达到决策树的叶子节点, 如果分类判断为 4, 则该样本

为麻绳,如果分类判断为 5,则该样本为塑料布。

2.3.3 基于径向基核函数支持向量机的异纤、伪异纤分类

线性核函数只是支持向量机核函数中的一种,通过查阅文献,没有找到使用其他类型核函数 SVM 针对棉花异纤或伪异纤进行分类的实验,且文献[35]中的特征集只包含了异纤特征数据。先在 Matlab 中使用公式

$$x_i^* = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}(S_{\text{MaxOut}} - S_{\text{MinOut}}) + S_{\text{MinOut}}$$

式中 x_i^* ——规格化后的数值

x_i ——原始特征值

x_{\max} ——样本最大值

x_{\min} ——样本最小值

S_{MaxOut} ——规格化范围最大值

S_{MinOut} ——规格化范围最小值

分别对训练集和测试集特征进行 $(-1, 1)$ 规格化,然后使用 LIBSVM 工具包提供的 grid.py 工具,以范

围 $(-10, 10)$, 步长为 1, 计算最佳分类参数 C (惩罚因子) 为 256, 以范围 $(10, -10)$, 步长为 -1, 计算最佳分类参数 g (径向基 γ) 为 0.5。在安装了 python 的 Win7 操作系统下, 使用最佳参数和训练集建立径向基核函数多类支持向量机分类器, 对棉花异纤、伪异纤特征进行分类识别, 通过实验证明将数据规格化到 $(-1, 1)$, 比规格化到 $(0, 1)$ 更适用于棉花杂质的分类识别。

3 结果与讨论

3.1 BP 神经网络异纤、伪异纤分类

从 591 个棉花杂质样本 (布条 55 个, 羽毛 49 个, 头发 30 个, 麻绳 118 个, 塑料布 77 个, 丙纶丝 27 个, 伪异纤 235 个) 中随机选择 413 (70%) 个建立训练集, 训练生成基于 NN 的异纤伪异纤分类模型, 使用 89 个样本 (15%) 组成的校验集对该模型进行校验, 89 个样本 (15%) 组成的测试集进行分类测试。分类结果如表 1 所示。

表 1 棉花杂质基于 BP 神经网络分类结果

Tab. 1 Classification results of cotton trashes based on BP neural network

异纤类别	分类结果							样本数量	分类正确率/%
	布条	羽毛	头发	麻绳	塑料布	丙纶丝	伪异纤		
布条	52	1	0	2	0	0	0	55	95.00
羽毛	0	26	4	17	1	1	0	49	53.10
头发	0	5	22	2	0	1	0	30	73.33
麻绳	3	0	0	112	1	2	0	118	94.90
塑料布	1	1	0	0	74	1	0	77	96.10
丙纶丝	3	3	0	11	0	8	2	27	29.60
伪异纤	0	0	0	0	0	0	235	235	100
总分类正确率								591	89.51

3.2 一对一有向无环图线性核函数多类支持向量机异纤、伪异纤分类

使用一对一有向无环图线性核函数多类支持向量机分类器对异纤 (布条 55 个, 羽毛 49 个, 头发 30 个, 麻绳 118 个, 塑料布 77 个, 丙纶丝 27 个) 进行分类, 并使用留一交叉验证法 (Leave one out,

LOO) 对分类器进行 $N_i - 1$ 次交叉验证 (N_i 为第 i 类样本的数量), 即每次分别使用第 i 类样本中的 $N_i - 1$ 个组成训练集, 剩余的 1 个为测试集, 计算平均分类正确率, 所得结果如表 2 所示。

增加 235 个伪异纤特征样本, 使用相同算法, 所得结果如表 3 所示。

表 2 棉花异纤基于线性核函数和一对一有向无环图策略多类 SVM 的分类结果

Tab. 2 Classification results of cotton foreign fibers by one to one directed acyclic graph linear kernel SVM

异纤类别	分类结果						样本数量	分类正确率/%	所用时间/ms
	布条	羽毛	头发	麻绳	塑料布	丙纶丝			
布条	53	0	0	0	0	2	55	96.36	12.5
羽毛	0	39	0	6	4	0	49	79.59	11.8
头发	0	0	28	1	1	0	30	93.33	10.4
麻绳	0	5	0	112	1	0	118	94.92	13.2
塑料布	0	4	1	0	72	0	77	93.51	13.6
丙纶丝	1	0	0	0	0	26	27	96.30	10.4
总分类正确率							356	92.70	12.0

表3 一对一有向无环图策略 MSVM 分类器对棉花杂质的分类结果

Tab.3 Classification results of cotton trashes based on one to one directed acyclic graph linear kernel MSVM

杂质类别	分类结果							样本数量	分类正确率/%	所用时间/ms
	布条	羽毛	头发	麻绳	塑料布	丙纶丝	伪异纤			
布条	53	0	0	0	0	2	0	55	96.36	77.7
羽毛	0	39	0	6	4	0	0	49	79.59	75.5
头发	0	0	28	1	1	0	0	30	93.33	63.4
麻绳	0	6	0	111	1	0	0	118	94.07	69.3
塑料布	0	4	1	0	69	3	0	77	89.61	74.8
丙纶丝	1	0	0	0	0	26	0	27	96.30	57.8
伪异纤	0	0	0	0	1	0	234	235	99.15	125.8
总分类正确率								591	94.75	77.8

3.3 RBF 核函数多类支持向量机分类

使用 LIBSVM 工具,输入棉花异纤和伪异纤特征训练集,即布条 28 个,羽毛 25 个,头发 15 个,麻绳 59 个,塑料布 39 个,丙纶丝 14 个,伪异纤 118

个,生成基于 RBF 支持向量机异纤、伪异纤分类模型,取全部特征数据为测试集,对 591 个测试样本进行分类,结果如表 4 所示。

表4 基于径向基 RBF 核函数的 MSVM 分类器对棉花杂质的分类结果

Tab.4 Classification results of cotton trashes based on RBF kernel MSVM

杂质类别	分类结果							样本数量	分类正确率/%
	布条	羽毛	头发	麻绳	塑料布	丙纶丝	伪异纤		
布条	55	0	0	0	0	0	0	55	100
羽毛	0	38	0	10	0	0	1	49	77.55
头发	0	1	29	0	0	0	0	30	96.67
麻绳	0	3	0	113	2	0	0	118	95.76
塑料布	0	1	0	2	74	0	0	77	96.10
丙纶丝	5	0	0	0	0	22	0	27	81.50
伪异纤	0	0	0	0	1	0	234	235	99.15
总分类正确率								591	95.60

3.4 结果分析

实验结果对比分析发现,BP 神经网络、一对一有向无环图线性核函数多类支持向量机分类器和径向基核函数多类支持向量机分类器对棉花伪异纤的分类正确率均很高,分别为 100%、99.15% 和 99.15%,说明伪异纤特征和分类器设计可满足分类识别的需要。

神经网络对布条、麻绳、塑料布、伪异纤的识别较好,分类正确率在 90% 以上,对羽毛、头发和丙纶丝的识别较差,特别是丙纶丝的分类正确率仅为 29.6%,并且丙纶丝样本只有 27 个,而使用支持向量机分类器,分类正确率分别为 81.5% 和 96.3%,可见神经网络分类器对样本数量要求比支持向量机更高。

支持向量机对棉花伪异纤的识别较好,一对一有向无环图线性核函数和径向基核函数分类器对伪异纤的分类正确率都达到 99.15%,仅有一个伪异纤样本被误识别为黑色塑料布,从图像可以看出,该

样本为黑色棉籽壳与塑料布碎片类似。

使用径向基核函数支持向量机分类器对于布条、头发、麻绳和塑料布的识别有所提高,其中布条的分类正确率从 96.36% 提高到 100%,头发的分类正确率从 93.33% 提高到 96.67%,麻绳的分类正确率从 94.07% 提高到 95.76%,塑料布的分类正确率从 89.61% 提高到 96.10%;同时对羽毛和丙纶丝的识别不如线性核函数,分别为羽毛的分类正确率为 77.55%,丙纶丝的分类正确率为 81.5%,可能的原因有:①羽毛和丙纶丝样本数量比较少,样本数量对分类正确率有较大影响。②线性核函数实验使用 LOO 验证法,每次使用样本集中的一个作为测试样本,其余都为训练集,因本身样本数量较少,这样的情况下,训练集样本数量对于分类正确率有一定影响。

增加了伪异纤样本后,线性核函数支持向量机算法时间变长,从表 2 的平均 12 ms 增长到表 3 的 77.8 ms,说明类别和样本增加对该分类器的计算时

间有一定影响。

4 结束语

提出了一种基于可见光机器视觉的棉花伪异纤维识别方法。该方法首先获取伪异纤维图像,使用分块和 Otsu's 算法进行图像分割,提取其颜色、形状和纹理特征;分别提取伪异纤维特征和异纤维特征,得到 591×21 维棉花杂质特征集;使用 BP 神经网络、一

对一有向无环图策略线性支持向量机和径向基核函数支持向量机算法对该特征集进行分类识别,结果表明:BP 神经网络、一对一有向无环图线性支持向量机和径向基核函数支持向量机都能对伪异纤维进行正确分类,识别率分别为 100%、99.15% 和 99.15%;径向基核函数支持向量机对棉花杂质,包括伪异纤维和 6 种异纤维的分类效果最好,总分类正确率为 95.60%,可以满足棉花杂质在线检测需要。

参 考 文 献

- 1 张晓,苗兴华. 对棉花杂质检验的思考[J]. 中国棉花加工, 2000(1): 29-30.
- 2 Dogan M S. Assessment of trash content of cotton using 2D X-ray imagery[D]. Texas: Texas Tech University, 2004.
- 3 Pai A S. X-ray microtomographic image analysis for identification of cotton contaminants[D]. Texas: Texas Tech University, 2004.
- 4 Pai A, Sari-Sarraf H, Hequet E F. Recognition of cotton contaminants via X-ray microtomographic image analysis[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2004, 40(1): 77-85.
- 5 李碧丹,丁天怀,郝东耀. 皮棉异性纤维剔除系统设计[J]. 农业机械学报, 2006, 37(1): 107-110.
Li Bidan, Ding Tianhuai, Jia Dongyao. Design of a sophisticated foreign fiber separator[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(1): 107-110. (in Chinese)
- 6 汪海涛,朱邦太,李勋. 基于机器视觉的棉纺异纤维清除系统[J]. 河南科技大学学报:自然科学版, 2009, 30(1): 14-17.
Wang Haitao, Zhu Bangtai, Li Xun. A separating system for foreign fibers based on machine vision[J]. Journal of Henan University of Science & Technology: Natural Science, 2009, 30(1): 14-17. (in Chinese)
- 7 Mustafic A, Li C, Haidekker M. Blue and UV LED-induced fluorescence in cotton foreign matter[J]. Journal of Biological Engineering, 2014, 1(1): 8-29.
- 8 Xu B, Fang C, Huang R. Chromatic image analysis for cotton trash and color measurements[J]. Textile Research Journal, 1997, 67(12): 881-890.
- 9 Siddaiah M, Prasad N, Lieberman M A, et al. Identification of trash types and computation of trash content in ginned cotton using soft computing techniques[C]//IEEE 42nd Midwest Symposium on Circuits and SYSTEMS, 1999, 1: 547-550.
- 10 Tantaswadi P, Vilainatre J, Tamaree N, et al. Machine vision for automated visual inspection of cotton quality in textile industries using color isodiscrimination contour[J]. Computers & Industrial Engineering, 1999, 37(1-2): 347-350.
- 11 Xu B, Fang C. Clustering analysis for cotton trash classification[J]. Textile Research Journal, 1999, 69(9): 655-662.
- 12 冯显英,任长志,黄燕云. 基于机器视觉的异性纤维检测系统[J]. 山东大学学报:工学版, 2006(4): 5-8.
Feng Xianying, Ren Changzhi, Huang Yanyun. An inspecting system for foreign fibers based on machine vision[J]. Journal of Shandong University: Engineering Science, 2006(4): 5-8. (in Chinese)
- 13 冯显英,张成梁,杨丙生,等. 基于 RGB 颜色空间的异性纤维识别检测算法[J]. 山东大学学报:工学版, 2009, 39(5): 68-72.
Feng Xianying, Zhang Chengliang, Yang Bingsheng, et al. Foreign fiber recognition and detection algorithm based on RGB color space[J]. Journal of Shandong University: Engineering Science, 2009, 39(5): 68-72. (in Chinese)
- 14 杨文柱,李道亮,魏新华,等. 基于自动视觉检测的棉花异性纤维分类系统[J]. 农业机械学报, 2009, 40(12): 177-181, 227.
Yang Wenzhu, Li Daoliang, Wei Xinhua, et al. AVI system for classification of foreign fibers in cotton[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(12): 177-181, 227. (in Chinese)
- 15 周飞,丁天怀,瞿鑫. 皮棉异性杂质的白光/荧光交替成像检测法[J]. 清华大学学报:自然科学版, 2010, 50(8): 1234-1238.
Zhou Fei, Ding Tianhuai, Qu Xin. Detection of foreign materials in lint cotton with a white-light/fluorescence alternating imaging method[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2010, 50(8): 1234-1238. (in Chinese)
- 16 张馨,李道亮,杨文柱,等. 高分辨率棉花异性纤维彩色图像的快速分割方法[J]. 农业机械学报, 2011, 42(1): 159-164.
Zhang Xin, Li Daoliang, Yang Wenzhu, et al. Fast segmentation of high-resolution color images of cotton foreign fibers[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(1): 159-164. (in Chinese)
- 17 罗德坡,朱邦太,李勋. 紫外线荧光效应及其在棉花异性纤维分拣系统中的应用[J]. 河南科技大学学报:自然科学版, 2007, 28(2): 63-66.
Luo Depo, Zhu Bangtai, Li Xun. Fluorescent effect of ultra violet and its application in detection of foreign fibers in cotton[J]. Journal of Henan University of Science & Technology: Natural Science, 2007, 28(2): 63-66. (in Chinese)
- 18 郝东耀,丁天怀. 纤维红外吸收特性及其在皮棉杂质检测中的应用[J]. 农业工程学报, 2004, 20(3): 104-108.
Jia Dongyao, Ding Tianhuai. Infrared absorption characteristics of fibers and their application in detection of foreign fibers in cotton[J]. Transactions of the CSAE, 2004, 20(3): 104-108. (in Chinese)

- 19 郑东耀,丁天怀. 利用纤维红外吸收特性的皮棉杂质检测新方法[J]. 红外与毫米波学报, 2005, 24(2): 147-150.
Jia Dongyao, Ding Tianhuai. Novel method of detecting foreign fibers in fiber's infrared absorption characteristic[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2005, 24(2): 147-150. (in Chinese)
- 20 华才健,苏真伟,乔丽,等. 基于线激光的棉花中白色异性纤维检测[J]. 农业机械学报, 2012, 43(2): 181-185.
Hua Caijian, Su Zhenwei, Qiao Li, et al. White foreign fibers detection in cotton using line laser[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(2): 181-185. (in Chinese)
- 21 刘锋,苏真伟,乔丽. 基于线激光截面成像的棉花白色异性纤维检测方法[J]. 农业机械学报, 2013, 44(3): 215-218.
Liu Feng, Su Zhenwei, Qiao Li. Linear laser detecting method of white foreign fibers in cotton based on sample cross-section imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(3): 215-218. (in Chinese)
- 22 刘翔,何相呈,苏真伟,等. 棉花中白色异性纤维的激光成像快速检测方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(15): 190-196.
Liu Xiang, He Xiangcheng, Su Zhenwei, et al. Laser imaging method for fast detecting white foreign fibers in cotton[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(15): 190-196. (in Chinese)
- 23 郭俊先,应义斌,芳成,等. 皮棉表面多类异性纤维的高光谱图像检测[J]. 农业工程学报, 2010, 26(10): 355-360.
Guo Junxian, Ying Yibin, Fang Cheng, et al. Detection of foreign materials on the surface of ginned cotton by hyper-spectral imaging[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(10): 355-360. (in Chinese)
- 24 郭俊先,应义斌,饶秀勤,等. 梳棉内层杂质高光谱图像检测[J]. 农业机械学报, 2012, 43(12): 197-203.
Guo Junxian, Ying Yibin, Rao Xiuqin, et al. Detection of trashes in combed cotton using hyper-spectral images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(12): 197-203. (in Chinese)
- 25 Gamble G R, Foulk J A. Quantitative analysis of cotton (*Gossypium hirsutum*) lint trash by fluorescence spectroscopy[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2007, 55(13): 4940-4943.
- 26 葛璐璐. 基于机器视觉的棉花伪异性纤维图像分割方法[D]. 北京: 中国农业大学, 2012.
- 27 Wang X, Li D, Yang W. Investigating image enhancement in pseudo-foreign fiber detection[M]//Li D L, Chen Y Y. Computer and Computing Technologies in Agriculture V, IFIP AICT 370, 2012: 399-409.
- 28 Zhang H, Li D. Applications of computer vision techniques to cotton foreign matter inspection a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 109: 59-70.
- 29 Wu Y, Li D, Li Z, et al. Fast processing of foreign fiber images by image blocking[J]. Information Processing in Agriculture, 2014, 1(1): 2-13.
- 30 边银丙,陈红,夏青. 破损花菇机器视觉检测[J]. 农业机械学报, 2014, 45(11): 60-67.
Bian Yinbing, Chen Hong, Xia Qing. Application of machine vision in detection of broken shiitake[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(11): 60-67. (in Chinese)
- 31 崔永杰,王霞霞,徐立青,等. 基于机器视觉的嫁接用苗外观特征自动检测[J]. 农业机械学报, 2014, 45(4): 89-95.
Cui Yongjie, Wang Xiaxia, Xu Liqing, et al. Automatic detection for external features of grafting seedlings based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(4): 89-95. (in Chinese)
- 32 张保华,黄文倩,李江波,等. 基于亮度校正和 AdaBoost 的苹果缺陷在线识别[J]. 农业机械学报, 2014, 45(6): 221-226.
Zhang Baohua, Huang Wenqian, Li Jiangbo, et al. On-line identification of deflection apples using lightness correction and AdaBoost methods[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(6): 221-226. (in Chinese)
- 33 张春龙,张楫,张俊雄,等. 近色背景中树上绿色苹果识别方法[J]. 农业机械学报, 2014, 45(10): 277-281.
Zhang Chunlong, Zhang Ji, Zhang Junxiong, et al. Recognition of green apple in similar background[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(10): 277-281. (in Chinese)
- 34 何东健,乔永亮,李攀,等. 基于 SVM-DS 多特征融合的杂草识别[J]. 农业机械学报, 2013, 44(2): 182-187.
He Dongjian, Qiao Yongliang, Li Pan, et al. Weed recognition based on SVM-DS multi-feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(2): 182-187. (in Chinese)
- 35 Li D, Yang W, Wang S. Classification of foreign fibers in cotton lint using machine vision and multi-class support vector machine[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 74(2): 274-279.