

基于灰度共生矩和 SVM 的碳化竹条瑕疵识别

李叶妮^{1,2}, 林晓佳¹, 陈吉鹏¹, 陈水宣¹

(1. 厦门理工学院机械与汽车工程学院, 福建 厦门 361024; 2. 厦门大学航空航天学院, 福建 厦门 361005)

[摘要] 针对碳化竹条瑕疵种类多, 位置不确定且竹纹理干扰的问题, 利用图像处理技术对竹条图像进行阈值分割, 图像滤波等预处理, 得到特征明显的图像, 从而实现其表面瑕疵特征的识别。通过计算确定灰度共生矩阵的三个构造因子, 提取了图像的三个纹理特征, 采用一对一淘汰策略的多类 SVM (support vector machine) 学习模型进行分类识别竹条的瑕疵类型。实验结果表明, 该方法对于碳化竹条的黑结、虫蛀、染色、霉点、裂痕等缺陷的正确识别率达到 90.6% 以上。

[关键词] 碳化竹条; 瑕疵识别; 灰度共生矩; SVM

[中图分类号] TP 278

Defects Identification for Carbonization Bamboos Based on GLCM and SVM

LI Yen^{1,2}, LIN Xiaojia¹, CHEN Jipeng¹, CHEN Shuixuan¹

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, Xiamen University of Technology, Xiamen 361024, China;

2. School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: In observation of realization of the surface flaw feature recognition, the bamboo original image was pretreated by image graying, Otsu threshold and mean filtering by taking into account of the effect from defects of carbonized bamboo and location uncertainties. Influences from various building factors on GLCM (gray level co-occurrence matrix) and its parameters were investigated, and the method for establishment of GLCM suitable for describing bamboo surface texture was presented. A class of SVM learning model with one to one replacement strategy was employed to classify and identify the defect types of bamboo. Result shows that the method can classify the five common types of the bamboo defects which includes black node, worm-hole, dyeing, mildew and crack with an accuracy higher than 90.6%.

Keywords: carbonization bamboo; defect recognition; GLCM; SVM

0 引言

目前, 碳化竹条分级主要以人工为主, 存在劳动强度大、主观性强、分级准确度不够稳定、生产效率低等问题。在生产过程中实现对碳化竹条的自动分级能够提高商品价值和市场竞争力。

关于竹条分级检测, 国内外都有较广泛的研究。丁幼春等^[1]研究了一种基于竹片图像颜色特征、纹路特征和 Bayes 分类器的颜色分类方法, 该方法对竹片的颜色检测准确率达到 91.7%。曾传华等^[2]采用图像处理技术对竹条图像进行滤波、图像分割等预处理, 再提取图像 H、S、V 三分量的颜色矩

[收稿日期] 2016-11-27

[修回日期] 2017-03-12

[基金项目] 福建省中青年教育科研项目 (JA15364); 厦门市科技计划项目 (3502Z20151241, 3502Z20153021, 3502Z20161186); 福建省科技厅对外合作项目 (2017H1009)

[作者简介] 李叶妮 (1982—), 女, 实验师, 博士生, 主要从事机器人及机器视觉技术研究。

特征参数，并用多分类支持向量机的模式识别方法识别竹条颜色等级，平均识别率达到 93.5%。贺峰等^[3]针对竹条缺陷种类多，尺寸和形状变化大且竹纹理干扰大等问题，提出了一种基于小波多尺度的竹条缺陷检测算法，该算法能滤除竹纹理的干扰，竹条缺陷检测效果较好^[3]。王东旭等^[4]通过提取竹片纹理特征和灰度值特征，作为 BP 神经网络的输入值，从而实现竹片的正反面识别。W. Kurdthongmee^[5]利用数字图像处理与自组织特征映射神经网络，依据颜色对橡胶木指形榫进行识别和分类，正确率达到 95%。

本文基于机器视觉技术和图像处理分类算法，以碳化竹条表面的黑结、裂痕、染色、虫蛀、霉点这 5 种常见缺陷为研究对象，对碳化竹条瑕疵识别方法进行研究。

1 机器视觉系统结构

机器视觉系统主要完成图像的实时采集以及分析处理，由光源箱、相机、镜头和光源组成。其中：光源箱的尺寸为 L340 mm × W300 mm × H380 mm；相机为大恒水星 MER - 500 - 7UC - L，USB2.0 接口，行曝光 CMOS 工业数字相机，其分辨率为 2592 * 1944pixels，帧率为 7fps；镜头为 ComputarM0814 - MP，焦距为 8 mm；光源为两条华视 27019 - W 的 LED 条形光。如图 1 所示为机器视觉系统机构设计效果图。

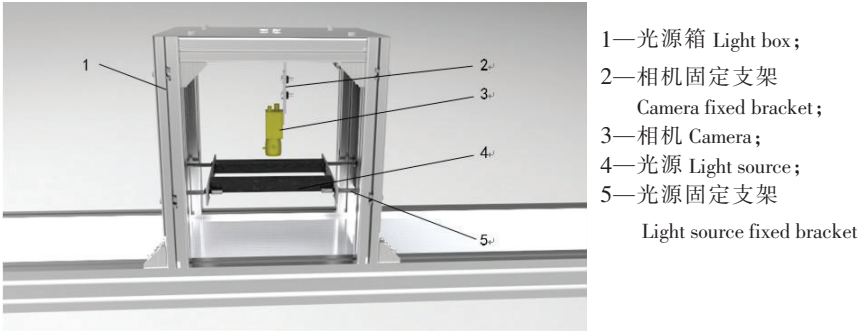


图 1 机器视觉系统机构设计图
Fig.1 The schematic show of construction design for machine vision system

2 图像预处理

2.1 图像增强

图像增强可以让图像中的有用信息突显，使得图像的特征更加清晰。要完成竹条瑕疵的检测，必须对图像进行灰度化、直方图均衡化以及图像滤波处理^[6-8]。图 2 为黑结竹条在不同亮度及对比度时的直方图，通过分析黑结竹条灰度直方图可以得到灰度值分布的特性。从图 2 可以得知：图像较亮，

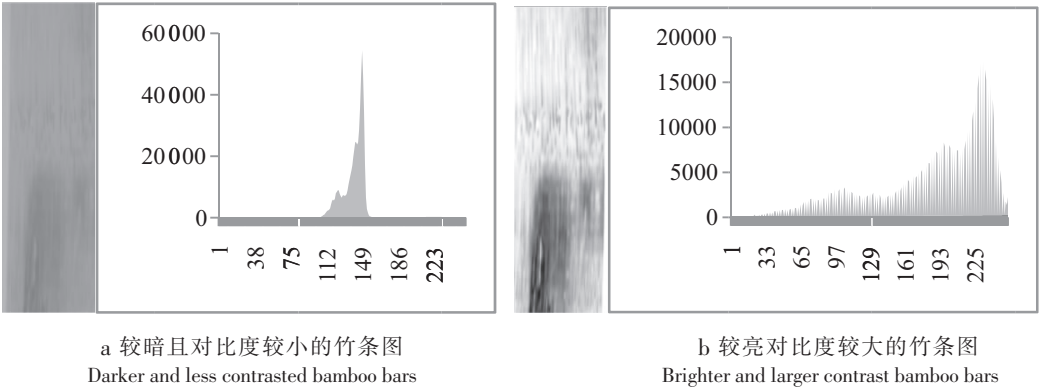


图 2 不同亮度及对比度的黑结竹条灰度图像直方图
Fig.2 Black bamboo gray image histograms under different brightness and contrasts

直方图分布靠近 255 的区间; 图像较暗, 直方图靠近 0 的区间。对比度较小的图像直方图只有中间一小段的灰度值出现次数非零, 而对比度较大的直方图非零值分布很宽而且比较均匀。直方图分析的数据可以作为图像增强、图像阈值分割等处理的依据^[9,12]。

通过图像滤波算法对图像进行增强处理, 改善图像的视觉效果, 突出竹条的特征区域。如图 3 所示, 对竹条进行高斯滤波和均值滤波, 可以明显看出来采用均值滤波算法可使竹条纹理更加光滑, 使得瑕疵特征更加清晰, 因此本文采用均值算法对竹条图像做增强处理。

2.2 图像分割

本文采用最大类间方差法对图像进行分割, 通过设置阈值, 将图像的灰度级分成若干类, 从而实现图像的分割^[13]。

设原图像中灰度 i 的像素总数为 n_i , 灰度值范围为 $[0, L - 1]$, L 为最大灰度等级, 由直方图统计可得, 设定被阈值 T 分离后的区域

1 和区域 2 占整个图像的面积比分别为 s_1 和 s_2 , 整幅图像、区域 1、区域 2 的平均灰度值分别为 μ 、 μ_1 、 μ_2 , 且 $\mu = \mu_1 s_1 + \mu_2 s_2$ 。两个区域的灰度差异可以用区域间的方差 $\sigma_B^2(t)$ 表示, 如式 (1) 所示:

$$\sum \sigma_B^2(t) = s_1(\mu_1 - \mu)^2 + s_2(\mu_2 - \mu)^2。 \tag{1}$$

将 $\mu = \mu_1 s_1 + \mu_2 s_2$ 代入式 (1) 中, 得:

$$\sigma_B^2(t) = s_1 s_2 (\mu_1 - \mu_2)^2。 \tag{2}$$

被分割的两区域间方差数值最大时, 则能更好地分割两区域, 阈值 $T = \max[\sigma_B^2(t)]$ 。

将采集的竹条彩色图像进行 Red 颜色提取得到灰度图像, 通过均值滤波处理, 提高了竹条灰度图像瑕疵点与正常纹理的亮度和强度的对比值, 再进行二值化处理, 采用最大类间方差法计算获得分割的阈值为 193。经过图像增强处理后的灰度图像, 瑕疵点更加清晰且二值化处理更加容易了, 同时其典型的特征值也便于进行下一步的分类识别训练。

3 图像纹理特征提取

灰度共生矩阵 GLCM (gray level co-occurrence matrix) 是灰度 i 的像元 (x, y) , 与其距离为 d 、角度为 θ 的灰度为 j 的像元 $(x + \Delta x, y + \Delta y)$, 同时出现的频度 $p(i, j, d, \theta)$ 的二阶统计方法^[10-11], 其数学表达式为:

$$p(i, j, d, \theta) = \{ [(x, y), (x + \Delta x, y + \Delta y) | f(x, y) = i, f(x + \Delta x, y + \Delta y) = j] \}。$$

灰度共生矩阵纹理特征常用度量有 14 个, 本文经过研究分析选用了能反映竹条纹理特征的 3 个有效参数进行分析。

1) 对比度 F_1 对比度反映了竹条图像的清晰度和纹理的深浅程度, 其值越大, 图像越清晰, 竹条表面的纹理效果也越明显, 如:

$$F_1 = \sum_{i=1} \sum_{j=1} (i - j)^2 p(i, j),$$

式中: i 和 j 表示图像像素的坐标; $p(i, j)$ 表示坐标的像素值。

2) 方差 F_2 方差反映像素值和均值偏差的度量, 当图像灰度变化较大时, 方差较大, 可反映竹条的纹理周期, 如:

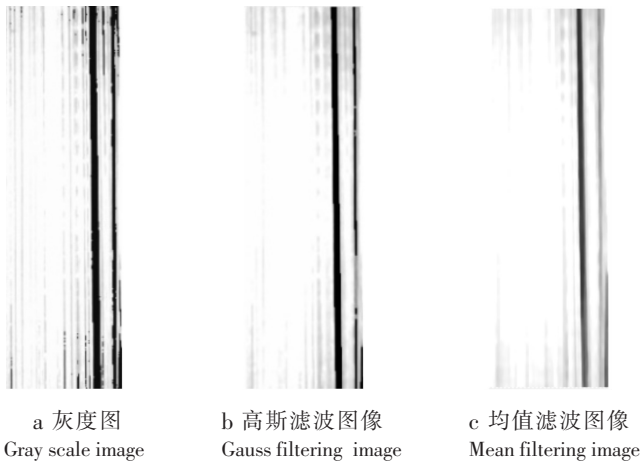


图 3 竹条图像滤波

Fig.3 Filtering of bamboo bars

$$F_2 = \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} (i - u)^2 \times p(i,j),$$

式中： u 为 $p(i,j)$ 的均值； L 为最大的灰度级。

3) 能量 F_3 F_3 是灰度共生矩阵各元素值的平方和，表示对图像纹理灰度稳定程度变化的度量，反映了竹条图像的灰度分布均匀程度以及纹理的粗细度，值越大，表示纹理较细致且灰度分布均匀，如：

$$F_3 = \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} p(i,j)^2。$$

灰度共生矩的三个构造因子：生成方向 θ 、步距 d 、图像灰度级 g 。在 MABLAB - R2014 软件中编写计算程序，用不同的步距值、生成方向及图像灰度等级进行仿真，得到 3 个纹理特征参数，当步距 d 为 1，图像灰度等级 g 为 16，生成方向 θ 取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 时，灰度共生矩阵可以更好地提取竹条瑕疵特征参数。

4 SVM 模式识别算法

4.1 支持向量机

支持向量机 SVM（support vector machine）是一种基于统计学的分类算法，采用适当的内积核函数 $K(x_i,x)$ 就可以实现从低维空间向高维空间的映射，从而实现非线性分类变换后的线性分类^[12]。

SVM 也称为支持向量机网络，如图 4 所示，训练样本集合可以得到最优分割超平面，而分类函数方程^[13]为

$$h(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^m \alpha_i^* y_i K(x_i,x) + b^*),$$

其中： x_i 为输入样本； y_i 为样本种类； α_i^* 为拉格朗日乘数 α_i 的最优解； b^* 为最佳超平面的偏差项的最优解。

常用的核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数、Sigmoid 核函数等，本文采用最为常用的径向基核函数，其表达式： $K(x_i,x) = \exp(-\gamma\|x_i - x\|^2)$ ，其中： r 为核函数自身的变量。

4.2 构建多类 SVM 模型

SVM 是一个二分类器，只能用于两类样本的分类。本文需要对 5 种瑕疵样本进行训练分类，因此需要构建 10 个分类器。常用的多类 SVM 分类器有一对多的最大响应策略，一对一的投票策略，一对一的淘汰策略^[14]。本文采用一对一的淘汰策略进行碳化竹条瑕疵样本训练。

对碳化竹条 5 种瑕疵分别编号为：A 黑结、B 裂痕、C 染色、D 虫蛀、E 霉点。将 GLCM 的特征参数对比度 F_1 ，方差 F_2 ，能量 F_3 输入 SVM 分类器中进行样本训练，得到分类结果。

将 10 个分类器按照置信度大小分别给予编号：

1#(A,B),2#(A,C),3#(A,D),4#(A,E),5#(B,C),6#(B,D),7#(B,E),8#(C,D),9#(C,E),10#(D,E)。

样本训练过程如下：

1) 设定需要识别的瑕疵样本 x ，首先由 1#判别函数进行识别，若判别函数 $h(x) = +1$ ，则结果为类型 A 黑结，若 $h(x) = -1$ ，则结果为类型 B 裂痕，若 $h(x) = 0$ ，则需进行 2#分类器判定；

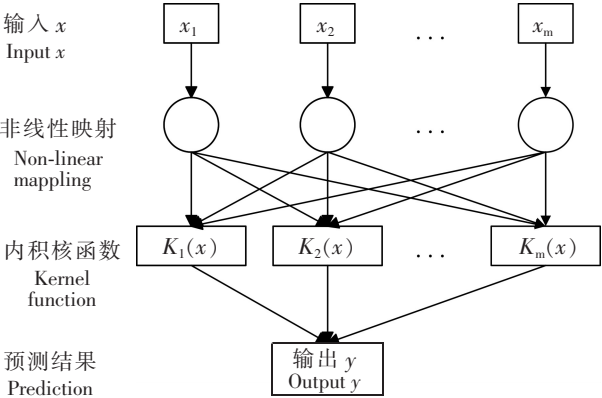


图 4 SVM 示意图
Fig.4 Schematic show of SVM

- 2) 当 1#训练器中 $h(x) = +1$, 淘汰所有 B 型的判别函数, 则进入 2#, 3#, 4#, 8#, 9#, 10#训练器进行一一判定;
- 3) 假设进入 2#分类器后, $h(x) = +1$, 淘汰所有 C 染色型判别函数, 则进入 3#, 4#, 10#分类器进行一一判定;
- 4) 假设进入 3#分类器后, $h(x) = +1$, 淘汰所有 D 虫蛀型判别函数, 则进入 4#分类器判定;
- 5) 假设进入 4#分类器后, $h(x) = +1$, 则最终样本 x 的分类结果为 A 黑结。

5 实验结果分析

采用福建省天悦竹木有限责任公司的碳化精刨竹条, 长 2100 mm, 宽 22 mm, 厚 3 mm。在 LabVIEW2014 软件平台上开发图像识别程序, 进行样机实验。

选出典型的 5 种瑕疵类型竹条各 200 根, 共 1000 根作为分类识别的样本, 分为 5 组进行实验, 每次检测的样本数量为 200 根, 每张图像的检测分类时间控制在 60 ms 以内, 并将几种瑕疵分类的正确率进行对比。

计算碳化竹条的灰度共生矩阵特征参数, 选用一对一的淘汰策略进行 SVM 分类样本训练。
表 1 为每种瑕疵样本的 GLCM 特征值计算实例, 数据表明输入的 GLCM 纹理特征参数具有一定的离散性, 可以作为 SVM 分类器的输入特征矢量对瑕疵竹条进行识别。

将经过图像预处理的 5 组 (每组 200 个) 样本数据进行训练, 得到竹条瑕疵检测结果如表 2 所示, 由表 2 可知, 染色竹条识别率最高, 达到 93.5%, 霉点识别率最低为 86.5%, 平均准确率为 90.6%。

表 1 5 个类别的灰度共生矩阵特征参数
Tab. 1 GLCM characteristic parameters of 5 - level bamboo samples

特征参数 Characteristic parameter	黑结 Black node	裂痕 Crack	染色 Dyeing	虫蛀 Worm hole	霉点 Mildew
F_1	0.4633	0.3257	0.1843	0.2678	0.2465
F_2	0.1655	0.2357	0.5231	0.0642	0.0863
F_3	0.5155	0.4231	0.3221	0.6743	0.6122

表 2 瑕疵检测结果统计
Tab. 2 Statistic results from defect detection

检测结果 Test results	黑结 Black node	裂痕 Crack	染色 Dyeing	虫蛀 Worm hole	霉点 Mildew
正确率 Accuracy/%	91.5	93.0	93.5	88.5	86.5
未识别率 Not detect/%	4.0	2.0	2.0	6.0	7.0
误检率 Error rate/%	4.5	5.0	4.5	5.5	6.5

6 结论

本文对碳化竹条图像进行预处理分析, 通过提取灰度共生矩阵二次统计特征参数, 采用一对一的淘汰策略进行碳化竹条瑕疵样本训练, 取得较好的分类识别效果。并编写 LabVIEW 软件程序, 对瑕疵竹条样本进行实验检测, 目前已完成 5 种典型碳化竹条瑕疵的识别, 以后对于每种瑕疵的质量等级还需进行更深入的算法研究。

[参考文献]

- [1] 丁幼春, 陈红. 基于 Bayes 的竹片颜色检测分级方法 [J]. 华中农业大学学报, 2009, 28(6): 767-770.
- [2] 曾传华, 陈红, 高云, 等. 基于 SVM 和颜色矩的竹条颜色分级方法 [J]. 湖北农业科技, 2010, 49(2): 455-457.
- [3] 贺峰, 秦现生, 刘琼, 等. 基于小波多尺度分解的竹条缺陷检测算法 [J]. 机电一体化, 2010, 16(1): 46-49.
- [4] 王冬旭, 宋树祥, 蒋品群. 基于 BP 神经网络的竹片正反面识别算法 [J]. 广西师范大学学报 (自然科学版), 2014, 32(2): 14-19.
- [5] KURDTHONGMEE W. Color classification of rubberwood boards for finger joint manufacturing using a som neural network and image processing [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 64: 85-92.
- [6] 陈丹. 雪糕棒表面瑕疵检测方法的研究 [D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2016: 14-48.
- [7] 冈萨雷斯. 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [8] 张铮, 徐超, 任淑霞, 等. 数字图像处理与机器视觉-Visual C++ 与 Matlab 实现 [M]. 2 版. 北京: 人民邮电出版社, 2015: 58-63, 544-572.
- [9] 蒋贤明. 基于 LabVIEW 的竹片缺陷检测研究与实现 [D]. 桂林: 广西师范大学, 2014: 5-22.
- [10] 黄紫嫣, 刘渝. 竹片颜色自动检测分级系统研究 [J]. 林业实用技术, 2011(2): 57-59.
- [11] 陈兵旗. 机器视觉技术及应用实例详解 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2014: 14-17.
- [12] PAULO T, FERNANDO R, LUIS P. Generic system for human-computer gesture interaction: applications on sign language recognition and robotic soccer refereeing [J]. J Intell Robot Syst, 2015, 80: 573-594.
- [13] 吴俊芳, 刘桂雄, 付梦瑶, 等. 基于 SVM 的滤光片表面缺陷识别方法 [J]. 中国测试, 2016, 42(2): 92-95, 144.
- [14] 谢林波. 基于 SVM 的油茶害虫图像模式分类方法研究 [D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2015: 5-49.
- [15] 刘军, 郭俊生, 帕提古丽·司拉木, 等. 基于机器视觉与支持向量机的核桃外部缺陷判别分析方法 [J]. 食品科学, 2015, 36(20): 211-217.

(责任编辑 陈 敏 英文审校 郑青榕)