

DOI: 10.13382/j.jemi.2016.06.006

基于机器视觉的啤酒瓶口缺陷检测分类方法研究^{*}

黄志鸿 毛建旭 王耀南 周显恩 历艳琨 刘学兵

(湖南大学 电气与信息工程学院 机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室 长沙 410082)

摘要: 针对目前国内玻璃空瓶机器视觉检测系统存在瓶口缺陷分类检测精度不高的问题,提出一种基于机器视觉的可靠的检测方法。首先选取封盖面缺口、外环口崩口、口缘毛刺、口面磨损、内环口崩口、封盖面破裂等6种常见缺陷类型作为分类目标,研究6种常见瓶口缺陷类型图像的表面特征,提出以灰度方差等6种瓶口的缺陷特征构成支持向量机(SVM)分类算法的输入向量,并择优选择径向基(RBF)函数作为SVM分类器的核函数,然后根据瓶口缺陷的分类性质选择多类分类方式中的一类对余类法(OVR)设计相应的SVM。最后,每种缺陷都选取80个样本对所设计SVM分类器进行训练学习与测试。测试结果表明:设计的SVM分类器能较精准地检测出6种常见的瓶口缺陷类型,识别率为91.6%,满足生产企业对机器视觉检测系统缺陷分类识别的要求。

关键词: 缺陷分类与检测; 机器视觉; 特征提取; 支持向量机

中图分类号: TP391.4; TN081 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.2040

Research on beer bottle defect classification detection method based on machine vision

Huang Zhihong Mao Jianxu Wang Yaonan Zhou Xian'en Li Yankun Liu Xuebing

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, National Engineering Laboratory
for Robot Visual Perception and Control Technology, Changsha 410082, China)

Abstract: Aiming at the defect classification detection accuracy of existing domestic glass bottles machine vision inspection system is not high issue, a reliable detection method based on machine vision is proposed. First, six common types of defects: cover plane gap, outer mouth chipping, burrs rim, mouth surface wear, inner mouth chipping and cracking are selected as classification targets, and the surface features of six common bottle defects type image are researched. Proposing six bottle features as gray variance constitutes a SVM classification algorithm of input vectors, and the RBF (radial base function) is selected as a kernel function of SVM classifier. Then, based on the nature of the bottle defect classification we choose OVR multi-class classification to design the corresponding SVM. Finally, 80 samples are selected from each of these defects, and the train and test for the designed SVM classifier is carried out. The test results show that the designed SVM classifier can more accurately detect six common types of bottle defects, and the recognition rate is 91.6%, which meets the producer's requirements for the defect classification recognition of machine vision inspection system.

Keywords: defect detection and classification; machine vision; feature extraction; support vector machine

1 引言

啤酒瓶回收是国内啤酒生产行业的常态,然而

啤酒瓶的回收经历比较复杂,在回收过程中难免出现摩擦、碰撞、挤压,造成瓶口破损。缺陷空瓶的循环利用,给生产作业人员和消费者带来安全隐患。

收稿日期: 2016-03 Received Date: 2016-03

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(61072121, 61271382)、国家科技支撑计划(2015BAF11B01)资助项目

啤酒瓶是压力容器,如果有缺陷瓶进入灌装生产线,则可能带来爆炸事故等安全隐患。因此,在灌装之前必须对空瓶进行严格的缺陷检测,将生产线上不符合标准的玻璃空瓶剔除。传统上国内大部分企业在缺陷检测这个环节严重依赖于人工检测,这种作业方式工作强度大,对人眼视力损伤严重。而且人工检测方法还存在检测精度低、主观性强、误检漏检等问题。

在国外,20世纪80年代末便开始利用机器视觉对玻璃空瓶进行缺陷分类检测技术的研究,并很快投入到了商业生产中^[1],但是涉及瓶口缺陷检测分类的文献较少。Yoshida^[2]提出使用弧形光源和光电传感器获取瓶口图像,并通过径向扫描来实现对瓶口缺陷的检测,但是这种方法的计算过程较为复杂耗时较大;Shafait等人^[3]运用 hough 变换实现对矿泉水瓶口定位,但当样本图像的圆拟合度较低时无法实现对瓶口准确定位。在国内,湖南大学率先对玻璃空瓶机器检测系统进行具体的研究^[4-8],并于2002年研制出国内首台多传感器融合智能空瓶检测机器人,但该系统的瓶口检测速度与精度无法达到国际上7.2万瓶/h的标准;马思乐等人^[9]应用最小二乘法实现对玻璃瓶口的定位并进行缺陷检测,但是这种算法抗干扰能力较差;王贵锦等人^[10]提出了一种结合对称匹配的实时PET瓶瓶口检测算法,但这种方法无法对瓶口的缺陷类型进行分类检测。

为此,通过对几种在实际生产过程中常见的瓶口缺陷种类的图像特征进行研究,将灰度方差等6种图形特征作为支持向量机(SVM)分类器的输入向量。通过试验比较几种核函数类型以及两种多类分类方式,以测试的精度和速度作为设计指标,最终设计出改进的支持向量机分类器。现场检测结果表明,所设计的SVM分类器分类检测的精度与速度可以满足国内企业高速高精度的生产要求。

2 图像采集系统设计

机器视觉的瓶口图像采集系统主要由相机、光源、镜头、图像采集卡以及转动机器平台等所组成的光、电、机一体化的检测装置^[4],啤酒瓶视觉检测系统的结构简图如图1所示。

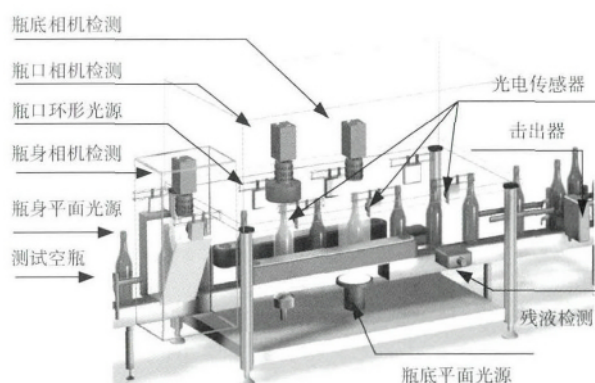


图1 啤酒瓶检测系统的结构

Fig. 1 Scheme of the structure of beer bottle detection system

选择合适的光源有助于提高视觉检测系统所获得图像的质量^[6]。为了获得较好的瓶口图像表面特征,照明系统采用低角度环形LED光源和面光源,所发出的光线照射在瓶口上,瓶口反射的光线进入相机^[7],相机从该光源的孔中对瓶口进行拍照来获得瓶口的图像。所采集瓶口图像中,正常完好的区域显示为亮色区;缺损的区域显示为暗色区,这样获得的瓶口表面特征能较好地识别出来。图2为瓶口图像采集装置。在相机的选择上,采用堡盟公司TXG12千兆网工业相机对瓶口图像进行获取。图像由千兆网传输至工控机,一帧图像的采集、传输时间在20ms左右,满足速度的要求。



图2 瓶口图像采集装置

Fig. 2 Bottle mouth image acquisition device

光源和相机等构成图像采集模块;工控机、PLC等组成了传送带运动控制和图像处理系统,实现对瓶口自动化检测;次品剔除执行控制系统,实

现对不合格瓶口的高速高准确率的剔除。

3 瓶口图像处理过程

受周围外界环境因素的影响,所获取的瓶口缺陷样本图像中存在较多的噪声,对瓶口缺陷检测与分类造成干扰。所以要对目标图像进行预处理以突出瓶口表面特征^[4],并减少样本图像中的噪声,从而实现提高瓶口缺陷检测分类算法的精度和速度的目的。瓶口图像总体检测算法流程如图3所示。



图3 瓶口图像检测算法流程

Fig. 3 Flow chart of the bottle image detection algorithm

3.1 二值化图像

将图像进行灰度化处理,便于后续图像处理操作。后通过直方图均值化,使得图像中各个目标像素服从一定形式的分布,从而达到提高瓶口目标与周围背景像素的对比度的目的。

3.2 中值滤波

由于黑色背景区域上存在一定数量白点,白色目标图像上存在一定数目的黑点,与周围各点的灰度值差值较大,比较容易去除,采用中值滤波方法可以实现较好地滤除的目的,选用 3×3 滤波模板来处理原瓶口图像像素。

3.3 形态学处理

经过分割处理后瓶口图像边缘有了较高的对比度,但瓶口边缘线条并不连续,含有缝隙,且瓶口轮廓内部存在一些细小的空洞。本文先进行开运算去除一些微小的孤立像素点,使图像看起来更加光滑,并采用闭运算来填充瓶口轮廓内部存在的细

小空洞,并连接临近物体。通过开运算与闭运算对瓶口图像进行处理,使目标特征更加明显,提高缺陷的识别率。

如图4(a)、(b)、(c)为各阶段图像处理步骤图。

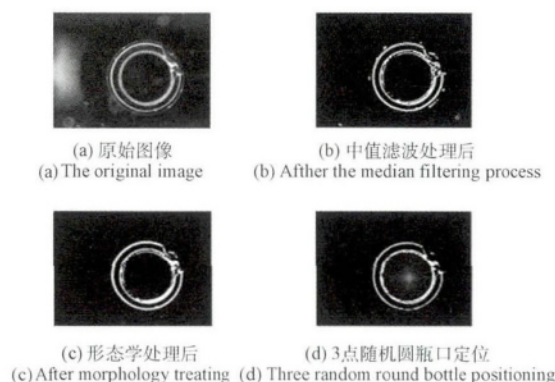


图4 各个阶段图像处理步骤

Fig. 4 Processing steps for each stage of the image

3.4 瓶口定位

为了确保能有效提取表面特征,需要对瓶口圆心进行准确、高速地定位。经典的Hough圆检测法是一种运用比较广泛的视觉检测方法,这种检测算法具有较高的可靠性,然而当瓶口存在严重的破损或有大量干扰的情况下实现准确的定位存在较大的困难,无法实现高速高精度瓶口检测的指标。为此本文采用周显恩等人^[11]提出的多次随机圆检测的瓶口定位方法,来实现对瓶口的精准定位。如图4(d)为定位图像。

该方法首先通过阈值分割、重心计算和径向扫描获取边缘点,随后通过多次随机圆检测得到多个圆拟合结果并求得最大圆拟合度的结果作为瓶口圆心。

4 瓶口缺陷特征的提取

瓶口缺陷一般依据面积、周长、填充度、圆弧度、相对圆心距离、灰度方差等6方面特征来分类。

面积:即瓶口边缘所包围的像素点数,它只和目标大小有关系,而和目标各个像素灰度值无关。完好的图像中面积最大,破损时面积会相应地减少。故瓶口目标面积是破损程度的一个重要度量。

周长:定义为目标边界轮廓上像素间的距离之

和。像素间距离分为两种情况: 1) 并列像素, 连接方式有上、下、左、右4个方向, 像素间的距离为1; 2) 倾斜链接方式, 左上、左下、右上、右下、这种链接方式的像素间距离为 $\sqrt{2}$ ^[8]。所以在测量周长时需要分别计算距离, 完好的瓶口周长最长。可以用周长这个指标来检测瓶口内、外环的崩口情况。

填充度: 表示缺陷的面积与环口总面积之比^[12-13], 用填充度来衡量瓶口缺陷严重的程度。

圆形度: 是在面积与周长的基础上, 计算瓶口的形状复杂程度的特征量。用来描述目标形状和圆的接近程度, 定义为:

$$\varepsilon = \frac{4 \cdot \pi \cdot S}{L^2} \quad (1)$$

式中: π 为圆周率, L 为瓶口区域周长, S 为瓶口区域面积。对于目标为圆形时 $\varepsilon = 1$ 。目标区域形状越复杂, ε 值越小。

相对圆心距离: 指瓶口圆心到目标边缘上连通域质心之间的距离, 将瓶口圆心至瓶口环形区域的距离设定一个经验阈值, 能够有效去除目标区域内部存在的噪声干扰。

灰度方差: 能较好地反应瓶口缺陷区域内灰度值的集中程度, 也可以用与检测边缘清晰度^[14], 前面5种特征都放映的是区域的形态特征, 灰度方差用来表征缺陷的灰度, 可以用来检测口面磨损和边缘毛刺。6种常见瓶口缺陷类型见图5。

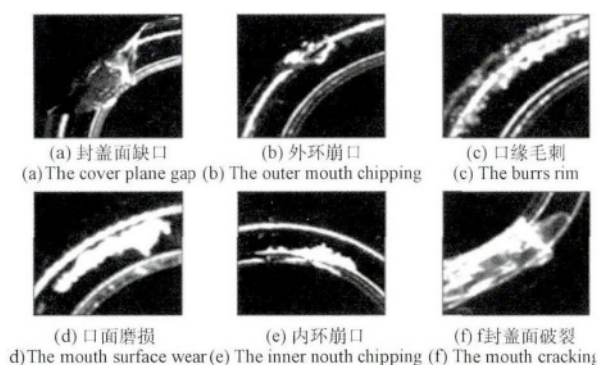


图5 6种常见的瓶口缺陷

Fig. 5 Six common types of bottle mouth defects

5 瓶口缺陷 SVM 分类器的设计

提取每张瓶口样本图像的圆形度、灰度方差等6种特征向量组成 SVM 分类方法的输入特征向量, 进行 SVM 分类器训练与识别。SVM 是一种有

监督的学习方法, 它广泛地应用于统计分类以及回归分析中, SVM 是在统计学习理论上发展的一种学习算法^[15], 其基于 VC 维理论, 运用结构风险最小的原则, 具有很好的推广能力, 在解决小样本、非线性和高维的模式识别问题方面具有优势。

对于线性不可分的输入数据, SVM 分类方法的基本思想是, 首先在低维空间中完成计算, 然后通过核函数将输入空间映射到高维特征中间, 最终在高维空间中构造出最优分离超平面, 从而避免在高维空间中的复杂计算。在此空间上变为线性可分的情况, 实际上转换成求解如下最优化的问题:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t. } & y_i (w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, \dots, n; \\ & \xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (2)$$

式中: w 为权值向量, b 为偏置。

给定训练样本 (x_i, y_i) , $i = 1, \dots, N$, 式中 w 为权值向量, b 为偏置。寻找最大化目标函数的拉格朗日算子:

$$\begin{aligned} Q_\alpha &= \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle \\ \text{s. t. } & 0 \leq \alpha_i \leq C; \quad i = 1, \dots, n; \quad \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{aligned} \quad (3)$$

从输入特征向量数目、输出分类类型数目、核函数类型的选择以及多类分类方式等方面对 SVM 分类器进行设计。采用缺陷图像的面积、周长、填充度、圆形度、相对圆心距离、灰度方差等6个特征向量, 将样本分成封盖面缺口、外环口崩口、口缘毛刺、口面磨损、内环口崩口、封盖面破裂等6种缺陷类型。因此输入特征向量个数为6个, 输出分类类型个数为6个。

对于瓶口检测而言, 产品分为两类: 一类为质量合格的瓶口, 另一类为缺陷瓶口。

支撑向量机常用的核函数包括多项式、径向基函数(RBF)和 Sigmoid 型等3种, 其中径向基函数在实际工程使用中具有较好的分类性能。本文根据比较试验, 选用了径向基核函数作为支撑向量机的核函数:

$$K(X, X_i) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x - x_i\|^2\right) \quad (4)$$

式中: σ 为调控参数, 通过调控参数 σ , RBF 核函数在实际应用上具有相当高的灵活性, 也是使用最广泛的核函数之一。

在多类分类方式上, 有一类对余类法(OVR) 和一对一分类法(OVO) 可以选择^[6], 对于种类的玻璃瓶口缺陷, 一类对余类法需要构成 6 个 SVM 二分器, 一对一分类法需要构成 12 个 SVM 二分器。

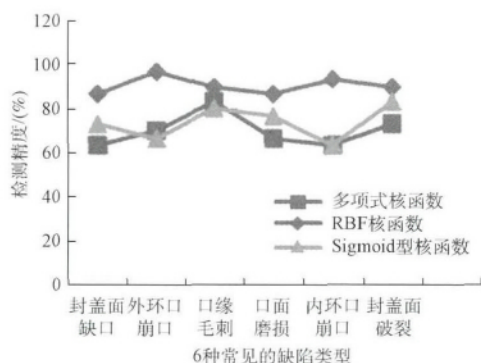


图6 3种核函数分类性能的比较

Fig.6 Comparison of three kernel classification performances

6 实验与分析

针对封盖面缺口、外环口崩口、口缘毛刺、口面磨损、内环口崩口、封盖面破裂等 6 种缺陷类型, 每种缺陷都选取了 80 个样本, 从中随机选取 50 个来进行训练, 其余 30 个样本用于测试。所以训练集共计有 300 个瓶口样本, 即有 300 组特征向量, 测试集共计有 180 个样本。图 7 为实验测试平台。



图7 实验测试平台

Fig.7 Experimental test platform

实验测试运行环境: 工业相机采用 TXG12 千兆网相机, 处理器为 Inter CORE i5 4200CPU, 环行

LED 光源和面光源。软件系统在 Window XP sp3 系统中设计, 利用 C++ 开发环境, 特征向量的计算和分类器的训练及测试都采用 OpenCV 库函数来实现。图像的分辨率为 640×480 。图 7 为部分瓶口缺陷分类检测结果。

计算训练集每张瓶口样本图像所对应的灰度方差等 6 个特征向量, 并提取出来的 300 组特征向量逐一添加到 SVM 分类器中进行分类训练, 训练终止误差设置为 0.001。SVM 分类器训练结束后, 再将剩余 180 个样本添加到 SVM 分类器进行逐一分类测试, 最后统计测试误差。

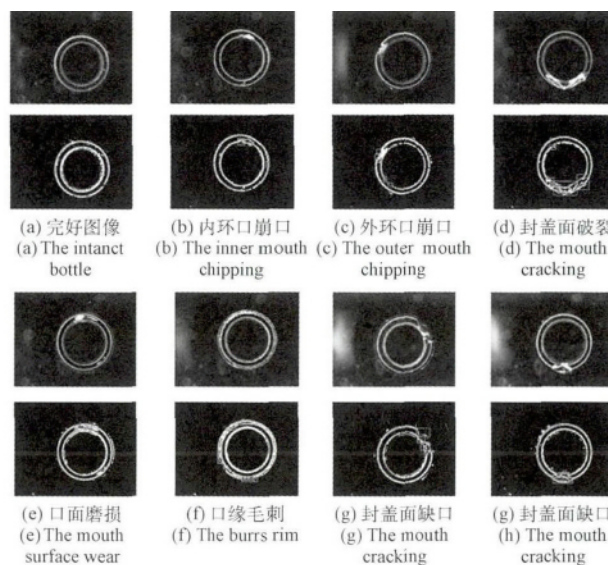


图8 部分瓶口缺陷分类检测结果

Fig.8 Results of partial bottle defects classification detection

为了选择出分类效果最好的多类分类方式, 分别使用一类对余类法和一对一分类法, 训练 SVM 分类器, 测试结果如表 1 所示。

表1 不同多类分类方法的测试结果

Table 1 Test results of different multi-class classification methods

构建分类方法类型	SVM 二分器数目	识别率
一类对余类法	6	0.916
一对一分类法	12	0.845

从表 1 的测试结果可以看出, 一类对余类法的识别率较高; 表 2 是使用一类对余类法对测试集的详细分类结果。

表2 通过 OVR 的测试集分类结果
Table 2 Result of test set classification by OVR

	样本数	成功检测数	漏检数	错检数	误检率/(%)	正检率/(%)
封盖面缺口	30	26	1	3	13.3	86.6
外环崩口	30	29	0	1	3.3	96.7
口缘毛刺	30	27	1	1	10.0	90.0
口面磨损	30	26	2	1	13.3	86.6
内环崩口	30	28	1	1	6.7	93.3
封盖面破裂	30	27	1	2	10	90.0
总计	180	165	6	9	8.4	91.6

从表2可以看出,本文设计的SVM分类器分类识别率可以达到91.6%,成功率较高,可以满足生产过程中高精度的要求。其中对内、外环崩口的分类效果最好,对口面磨损和封盖面缺口的分类效果较差,因为瓶口封盖面缺口的图像特征与口面磨损特征比较相近有关。结果同样说明,特征属性的选择和训练样本的质量将直接决定分类器训练和测试效果的好坏^[16]。若要得到较好的分类效果,就要对各种瓶口缺陷的特征进行深入研究,选择能较好区分各类缺陷的特征。

7 结 论

首先对样本瓶口图像进行预处理,提取玻璃瓶口缺陷图像的灰度方差等6种统计特征。在多元分类方式上通过实验比较,选择OVR设计了相应的SVM分类器,对常见的6种玻璃瓶口缺陷进行了分类检测。实验测试结果表明,选取的6种图像特征能较好地反映玻璃瓶口缺陷的空间分布规律,对封盖面缺口等6种缺陷类型具有较好的描述性。所设计的SVM分类器对玻璃瓶口常见缺陷的识别率较高,能够在一定程度上解决玻璃瓶口质量检测系统缺陷分类精度较低的问题。除了这6种常见瓶口缺陷之外,在玻璃瓶生产过程中瓶身、瓶底还会产生一系列的缺陷,下一步还将对瓶身、瓶底的常见缺陷图像进行分类研究,进一步完善机器视觉的空瓶缺陷分类算法。

参考文献

- [1] NORTON-WANYNE L. Automated garment inspection using machine vision[C]. IEEE International Conference on Systems Engineering, 1990: 374-377.
- [2] YOSHIDA H. Bottle mouth defect inspection apparatus, USA, 4775889[P]. 1988-10-04.
- [3] SHAFAIT F, IMRAN S M, KLETTE-MATZAT S. Fault detection machine and localization in empty water vision[C]. IEEE E-Tech, 2004: 30-34.
- [4] 吴成中, 王耀南, 冯明涛, 等. 基于神经网络的医药微弱异物视觉检测机器人[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(12): 1746-1756.
WU CH ZH, WANG Y N, FENG M T, et al. Neural network based pharmaceutical weak foreign body visual inspection robot [J]. Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(12): 1746-1756.
- [5] 王耀南, 陈铁健. 智能制造装备视觉检测控制方法综述[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(3): 273-286.
WANG Y N, CHEN T J. Control methods of intelligent manufacturing equipment visual inspection [J]. Control Theory & Applications, 2015, 32(3): 273-286.
- [6] 刘焕军, 王耀南, 段峰. 基于支撑向量机的空瓶智能检测方法[J]. 控制与决策, 2005, 20(12): 1434-1437.
LIU H J, WANG Y N, DUAN F. Empty intelligent detection method support vector machine [J]. Control and Decision, 2005, 20(12): 1434-1437.
- [7] 楚广生. 基于图像处理的自动调光系统[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(12): 69-72.
CHU G SH. Auto exposure system based on image processing [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2015, 34(12): 69-72.
- [8] 刘焕军, 王耀南, 段峰. 空瓶的智能检测算法研究[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2005, 32(1): 20-24.
LIU H J, WANG Y N, DUAN F. Intelligent detection algorithm bottles [J]. Hunan University: Natural Science, 2005, 32(1): 20-24.
- [9] 马思乐, 黄彬, 何印洲, 等. 智能空瓶检测系统瓶底快速定位实现[J]. 自动化仪表, 2012, 33(10): 39-41, 45.

- MA S L ,HUANG B ,HE Y ZH , et al. Empty bottle intelligent detection system to quickly locate [J]. Process Automation Instrumentation , 2012 ,33 (10) : 39-41 ,45.
- [10] 王贵锦 ,刘博 ,何贝 ,等. 应用对称匹配的 PET 瓶瓶盖缺陷实时检测 [J]. 应用科学学报 ,2014 ,06: 617-624.
- WANG G J ,LIU B ,HE B ,et al. Application of PET bottle defect symmetry matching real-time detection [J]. Journal of Applied Sciences , 2014 ,06: 617-624.
- [11] 周显恩 ,王耀南 ,李康军 ,等. 一种多次随机圆检测及拟合度评估的瓶口定位法 [J]. 仪器仪表学报 ,2015 , 36(9) : 2021-2029.
- ZHOU X EN ,WANG Y N ,LI K J ,et al. One kind of multiple round random testing and assessment of the bottle fitting location method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument ,2015 ,36(9) : 2021-2029.
- [12] TSAI D M ,BO H. Automatic surface inspection using wavelet reconstruction [J]. Pattern Recognition ,2001 , 34(6) : 1285-1305.
- [13] HUI-FUANG , NG. Automatic thresholding for detect detection [J]. Pattern Recognition Letters , 2006 ,(27) : 1644-1649.
- [14] TSAI D M , , HUANG T Y. Automated surface inspection for statistical textures [J]. Image Vision Computing ,2003 ,21(4) : 307-323.
- [15] 张莹 ,王耀南 ,文益民. 啤酒瓶检测中多分类支持向量机算法的选择 [J]. 湖南大学学报: 自然科学版 , 2009 ,36(5) : 37-41.
- ZHANG Y ,WANG Y N ,WEN Y M. Beer bottle detection select multi-class support vector machine algorithm [J]. Hunan University: Natural Science , 2009 ,36(5) : 37-41.
- [16] 毛建旭 ,刘敏. 基于 ICA 的仿射不变 Zernike 矩的交通标志识别 [J]. 电子测量与仪器学报 ,2013 , 27(7) : 617-623.
- MAO J X ,LIU M. Traffic sign recognition using ICA-based affine invariant Zernike moment [J]. Electronic Measurement and Instrument 2013 ,27(7) : 617-623.

作者简介

黄志鸿 ,1993 年出生 湖南大学硕士研究生 ,目前主要研究方向为机器视觉与图像处理。

E-mail: 952897509@ qq. com

Huang Zhihong was born in 1993 , M. Sc. candidate in Hunan University. His present research interest includes digital image processing and computer version.

毛建旭 ,1974 年出生 ,博士 ,湖南大学副教授 ,主要研究方向为数字图像处理、模式识别、计算机视觉。

E-mail: maojianxu@ yahoo. com. cn

Mao Jianxu was born in 1974 , Ph. D. , associate professor in Hunan University. His present research interest includes digital image processing , pattern recognition and computer vision.