

DOI: 10.13382/j.jemi.2016.05.006

基于机器视觉的瓶口缺陷检测方法研究^{*}

周显恩 王耀南 朱青 吴成中 彭玉
(湖南大学机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室 长沙 410082)

摘要: 在基于机器视觉的啤酒瓶口质量检测过程中,由于部分瓶口图像中缺陷灰度值变化范围大、边缘区域的干扰多,传统方法难以实现瓶口缺陷快速、准确检测。为此,分析总结各类瓶口缺陷特征,提出基于随机圆评估的三圆周定位法,以提高抗干扰能力和定位精度,并提出残差分析动态阈值分割与全局阈值分割结合的瓶口缺陷检测方法,克服灰度变化和瓶口缺失对检测结果的影响。对90幅图像测试,与5种瓶口缺陷检测法对比,结果显示:执行时间为117.33 ms,与效果最好的SVM算法相比,检测正确率提高了2.22%,可实现强干扰、大缺陷的瓶口图像中缺陷快速、准确定位和检测。

关键词: 机器视觉; 图像处理; 残差分析; 阈值分割; 缺陷检测

中图分类号: TP391.41; TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Research on defect detection method for bottle mouth based on machine vision

Zhou Xian'en Wang Yaonan Zhu Qing Wu Chengzhong Peng Yu
(Robot Visual Perception and Control Technology of National Engineering Laboratory,
Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: In the process of beer bottle quality inspection based on machine vision, due to the grays of defect area are range in a wide region and many noises existing in edge region in bottle mouth image, which lead to detect bottle mouth defects fast and accuracy difficultly. So we analysis all kinds of defects features, propose three-circle positioning method based on random evaluation for determining the accurate position of the interest for region of bottle mouth. And also we propose a novel defects detection method that combined residual analysis and dynamic segmentation with global threshold segmentation to overcome the effects of image gray change and bottle mouth broken. 90 images are picked to test. The proposed method is compared to 5 other defects detection methods. The experimental results demonstrate that the execution time of the proposed algorithm is 117.33 ms, and compared with the best method SVM, the accuracy improves 2.22%. And it can achieve high speed and accuracy when there are large defect regions and many noises in bottle mouth image.

Keywords: machine vision; image processing; residual analysis; threshold segmentation; defect detection

1 引言

我国啤酒瓶需求量大,其中80%以上的啤酒

瓶使用回收旧瓶,存在大量瓶口破损的瓶,使用瓶口破损的瓶可能给生产线和消费者带来重大安全隐患,因此,在进行啤酒灌装前,进行瓶口缺陷检测

收稿日期: 2015-11 Received Date: 2015-11

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(61175075)、国家科技支撑计划(2015BAF11B01)、江苏省科技成果转化(201509325-SBA2015030491)、佛山市创新科研团队(00165331140527103)资助项目

是一个必要过程。目前,基于机器视觉的检测技术已广泛应用于医药、食品、电子制造等行业^[1-6],在啤酒瓶质量检测中的应用也日渐普及。

国外,早在20世纪60年代研制出空瓶检测机,但描述瓶口缺陷检测方法的文献少,Yoshida^[7]使用弧形光源和光电传感器获取瓶口图像,采用径向方向扫描实现五类瓶口缺陷检测;Shafait等人^[8]应用Hough变换实现空矿泉水瓶瓶底定位检测。国内,段峰等人^[9-11]最先展开啤酒空瓶检测系统的研究并研制出样机,提出模板匹配法、环形边缘检测法、环形投影法、多神经网络法4种瓶口缺陷检测法,前三种方法检测速度快,但效果不理想,后者抗干扰能力强,但前期样本采集、神经网络训练工作量大。刘焕军等人^[12]和张莹等人^[13]采用支持向量机实现瓶口缺陷检测。马思乐等人^[14]和张田田^[15]采用全局阈值分割进行瓶口缺陷检测。严筱永^[16]通过边缘提取、连通域分析、Hough变换圆检测以定位瓶口检测区域,以瓶口中心为原点进行极坐标变换,分8段沿径向展开,采用Otsu分割检测出瓶口缺陷。王贵锦等人^[17]将瓶口图像多次降采样得到一系列的多个不同尺度的图像,对各图像分别检测,联合判断得到检测结果,有效避免各类干扰影响。李娜^[18]和郭克友等人^[19]提取瓶口周长、面积、圆形度和相对圆心距离特征,应用BP神经网络实现瓶口缺陷检测。Chen等人^[20]和Lec等人^[21]提出残差分析用于特征提取和边缘检测,陈建国等人^[22]采用残差分析实现动态分割,并证明该方法对不均背景图像分割效果好且抗干扰能力强。

上述啤酒瓶口缺陷检测方法依然存在2个共同问题:1)当瓶口图像中灰度值分布不均匀、缺陷灰度值变化范围大、边缘区域出现大量干扰时,无法实现高速高精度瓶口定位;2)没有进行缺陷尺寸检测,无法精准定位缺陷区域。针对上述问题,本文对瓶口图像中缺陷特征进行分析,根据瓶口为两同心圆环的特征,提出基于随机圆评估法^[23]的三圆周瓶口定位法,获取内外环位置信息综合应用,对瓶口缺损和大量干扰有更强的抵抗能力,定位精度更高,提出残差分析动态阈值分割(residual analysis and dynamic segmentation, RADS)^[20-22]与全局阈值(global threshold segment, GTS)^[15]结合的残差分割法(residual segmentation, RS),并提出一种

瓶口缺陷联合判断准则,有效减少灰度变化和大范围缺陷对检测结果的影响。

2 瓶口图像特征

为更好检测出各类瓶口缺陷,我们获取并分析玻璃啤酒瓶的瓶口图像(如图1所示,其中虚线区域为缺陷,第2行第4列为完好瓶口图像,其他图中的字符代表缺陷类型,如表1所示),总结出完好瓶口和破损脏污瓶口图像的特征:对于完好瓶口,瓶口边缘区域呈2个明亮均匀的封闭圆环,背景区域和瓶口封盖面区域亮度较暗、分布均匀;对于破损和存在污物的瓶口,原本亮度均匀的白色圆环出现较暗的断裂带,原本亮度均匀封盖面暗区域出现明亮区域。瓶口缺陷一般可分7类,如表1所示,其中内环磨损、外环磨损、封盖面磨损、存在脏污时,缺陷和脏污表现为明亮区域,内环崩口、外环崩口和封盖面破裂表现为与图像背景灰度值相近的暗区域。

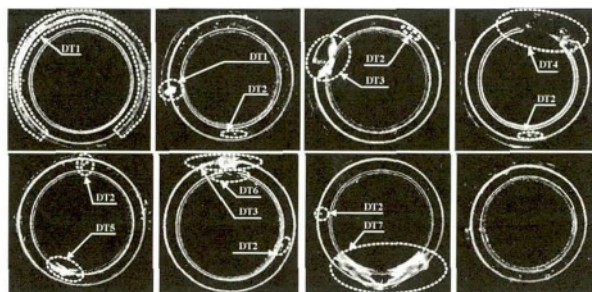


图1 瓶口图像

Fig. 1 Bottle mouth image

表1 瓶口缺陷种类

Table 1 Category of bottle mouth defects

字符	DT1	DT2	DT3	DT4
缺陷类型	外环磨损	封盖面磨损	外环崩口	封盖面破裂
字符	DT5	DT6	DT7	
缺陷类型	内环磨损	内环崩口	存在脏污(透明薄膜)	

3 瓶口图像特征

本文方法由基于随机圆评估法的三圆周瓶口检测区域定位、残差分析动态阈值分割缺陷检测、全局阈值分割缺陷检测和缺陷检测联合判断4部分组成。首先,采用多次随机圆评估的三圆周定位瓶口检测区域,包括对输入瓶口图像进行全局阈值

分割得到二值图像、重心法获取瓶口中心大致位置、径向扫描得到瓶口边缘点和多次随机圆评估法获取瓶口三圆周参数后径向展开(展开后的图像在后文被称为目标图像)4个过程;随后,通过残差分析动态阈值法实现缺陷检测,包括对目标图像进行均值滤波、滤波前后的瓶口目标图像差分得到残差图像、对残差图像进行 Otsu 阈值分割和连通域分析共4个步骤;同时,对目标图像采用改进的全局阈值法实现缺陷检测方法,通过检测大于和小于某阈值的像素数目判断是否存在缺陷;最后,根据连通区域的位置、高、宽和面积特征以及全局阈值检测像素数量联合判断瓶口是否存在缺陷。上述

过程如图2所示,其中,输入的啤酒瓶口图像如图2(b)所示,‘+’表示重心位置,图2(d)中‘x’表示定位得到的瓶口中心位置,图2(b)和(d)中数字分别表示重心和瓶口中心 x, y 坐标,为突出图2(c)、(d)、(f)、(j)和(k)中标志区域,将这些图像中除被标志区域之外的所有像素灰度值减少100,图2(c)和(k)中左上角、左下角的图像分别对应图2(c)和(k)中小的白色矩形区域的放大图,图2(d)中最大、最小白色实线圆之间的区域为瓶口检测区域,图2(f)和(j)中白色亮区域(像素灰度值为255)分别是采用全局阈值法和残差分析动态阈值法的瓶口缺陷检测结果。

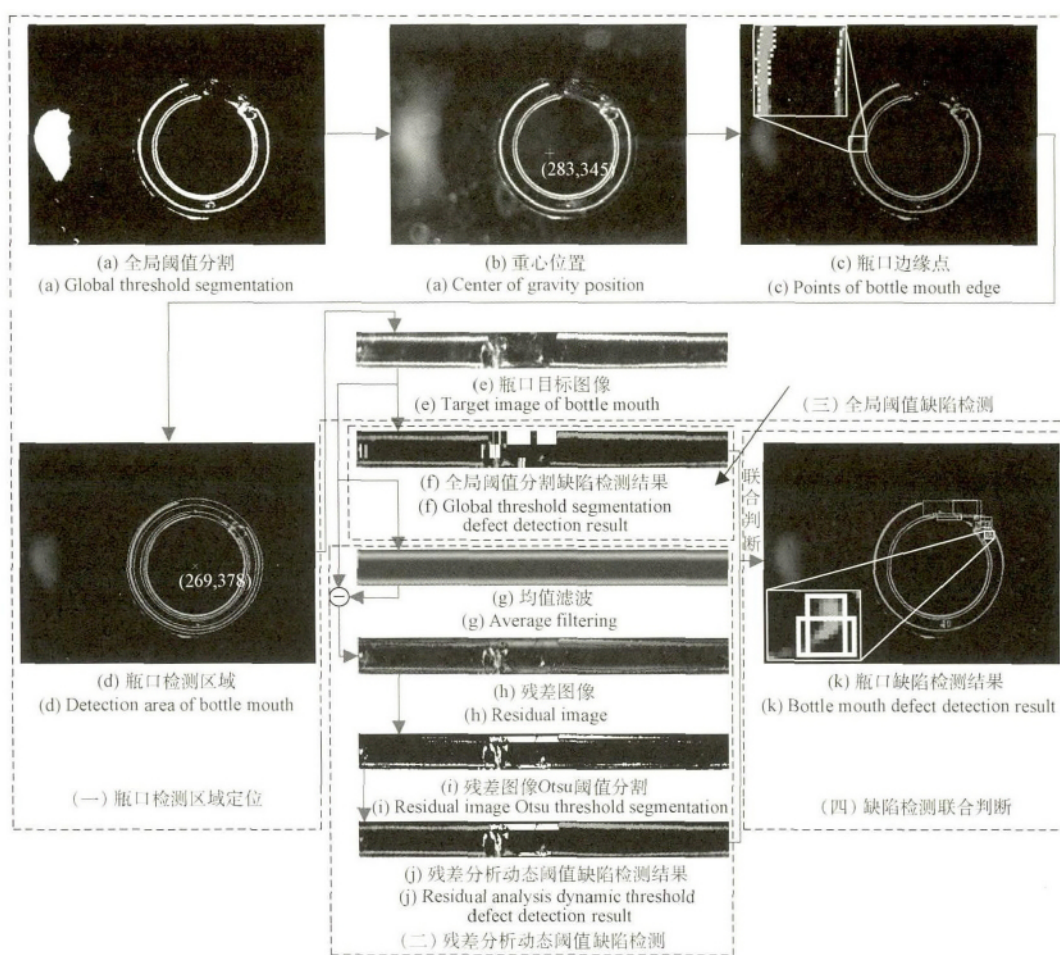


图2 本文提出的瓶口缺陷检测方法流程图

Fig. 2 Flow chart of bottle mouth defect detection algorithm proposed in this paper

3.1 瓶口检测区域定位

由于机械和电气方面原因,空瓶检测系统采集到的每幅图像中瓶口位置存在较大变化,因此,需

要对每幅瓶口图像进行瓶口区域定位。瓶口目标检测区域呈圆环形状,本文基于圆检测原理进行定位,在随机圆评估法^[23]的基础上进一步优化,提出三圆周法实现瓶口定位。首先,通过全局阈值分

割、重心法获得到瓶口中心的大致位置;其次,以重心为圆心径向扫描获取瓶口边缘点,采用随机圆评估法进行瓶口三圆周定位,取上述三圆圆心坐标的均值作为瓶口中心坐标;最后,根据瓶口中心位置和圆拟合所得圆的半径,将瓶口划分为3个圆环型检测区域,以瓶口中心为极坐标原点将瓶口圆环检测区域进行极坐标变换,展开成目标图像。本部分详细介绍径向扫描、三圆周定位和径向展开3个操作,其他处理过程与文献[23]中相同。

3.1.1 径向扫描获取瓶口边缘点

以瓶口区域重心为圆心,绘制一个圆,该圆被称为扫描圆。沿着扫描圆半径方向从外向内进行一次径向扫描,当扫描到3个灰度值非零的像素点时停止,此非零像素点是干扰点或瓶口内外环边缘点。如果沿着扫描半径方向一直扫描至扫描重心位置仍然没有发现零像素点,则说明该边缘点缺失。当瓶口边缘出现较大裂缝时会出现该情况,沿顺时针或逆时针方向(本文沿逆时针方向)共进行 N_{scan} 次径向扫描,相邻2次扫描相差的圆心角被称为径向扫描步进角 $\Delta\alpha = 360/N_{\text{scan}}$,最终得到 N' 个边缘点(如果瓶口图像完整,则 $N' = 3 \cdot N_{\text{scan}}$;如果瓶口图像不完整,则 $N' < 3 \cdot N_{\text{scan}}$)。一定范围内, N_{scan} 越大,得到的瓶口边缘点越多,后续的瓶口定位精度越高,但耗时更长, N_{scan} 大于瓶口外圆环的半径,考虑重心偏离真实瓶口重心,通常取 R_{scan} 为真实瓶口外圆环半径的1.5倍,本文中 $N_{\text{scan}} = 720$, $R_{\text{scan}} = 300$ 。径向扫描示意图如图2所示。

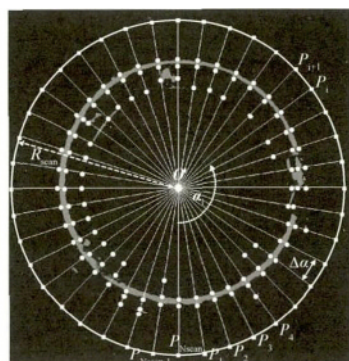


图3 径向扫描

Fig. 3 Radial scanning

图2中最大白色圆为扫描圆,落在该圆半径上白色实心小圆点所示径向扫描得到的边缘点, O 为瓶口区域重心(扫描圆圆心), α_i 表示第 i 次扫描与

第1次扫描的夹角, $\alpha_i = \Delta\alpha \cdot i$, R_{scan} 表示扫描半径,扫描半径末端 P_i 坐标可由式(1)和(2)得到,扫描半径坐标采用Bresenhan中点线算法^[24]获得。

$$X_{P_i} = X_{O'} + R_{\text{scan}} \cos(\alpha_i) \quad (1)$$

$$Y_{P_i} = Y_{O'} + R_{\text{scan}} \sin(\alpha_i) \quad (2)$$

3.1.2 三圆周定位瓶口中心

采用随机圆评估法对径向扫描得到的3组边缘点进行圆检测,得到半径从大到小的3个拟合圆 $O1$, $O2$ 和 $O3$,半径分别为 $R1$, $R2$ 和 $R3$ 。计算三圆圆心坐标的均值作为瓶口中心(瓶口定位结果),以该位置为圆心,由外至内依次将瓶口分成3个圆环形的检测区域 $ROI1$, $ROI2$ 和 $ROI3$ 。3个检测区域针对不同类型的瓶口缺陷进行检测,其中, $ROI1$ 区域主要检测外环磨损、崩口; $ROI2$ 区域主要检测封盖面磨损、破裂和脏污; $ROI3$ 区域主要检测内环磨损、崩口。瓶口定位结果和3个检测区域示意图如图4(a)和(b)所示。

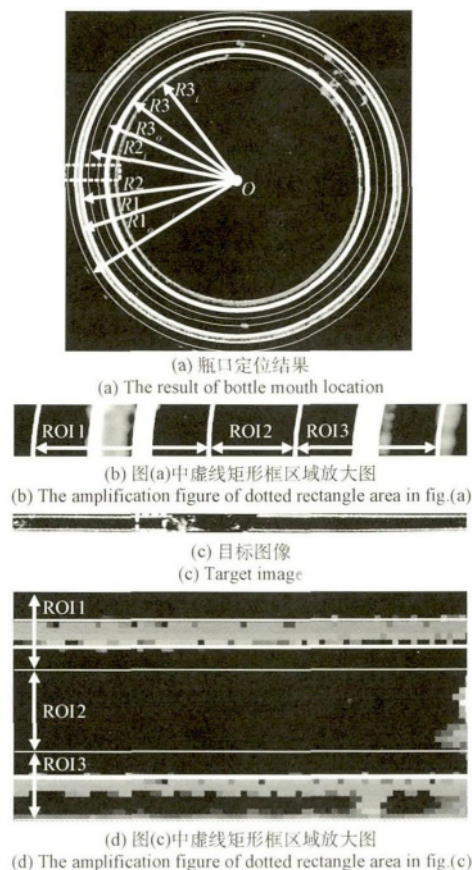


图4 瓶口检测区域

Fig. 4 The detection region of bottle mouth

图4(a)中 O 表示瓶口中心,图4(b)是(a)中

虚线矩形区域的放大图 $R1_o$ 、 $R2_i$ 、 $R3_o$ 和 $R3_i$ 的计算公式分别如下:

$$R1_o = R1 + R_{tol} \quad (3)$$

$$R2_i = R2 - R_{tol} \quad (4)$$

$$R3_o = R3 + R_{tol} \quad (5)$$

$$R3_i = R3 - R_{tol} \quad (6)$$

式中: R_{tol} 表示定位容许度参数, 增加该参数是为减少定位误差对最终缺陷检测结果影响。

3.1.3 径向展开得到目标图像最大圆环和最小圆环

以瓶口中心为原点, 将上述所得最大圆和最小圆间的圆环区域极坐标展开成目标图像, 如图4(c)和(d)所示。其中, (d)是(c)中虚线矩形区域的放大图, 目标图像坐标与原图像坐标对应关系如下:

$$x = \text{round}(X_{123} + (R1_o - Kx_{obj}) \cos(\frac{2\pi}{W_{obj}}y_{obj})) \quad (7)$$

$$y = \text{round}(Y_{123} + (R1_o - Kx_{obj}) \sin(\frac{2\pi}{W_{obj}}y_{obj})) \quad (8)$$

式中: x, y 表示图像空间中像素坐标值; x_{obj}, y_{obj} 表示目标图像中像素坐标值; X_{123}, Y_{123} 表示瓶口中心纵横坐标; K 表示比例因子, $1 \leq x_{obj} \leq H_{obj}$, $1 \leq y_{obj} \leq W_{obj}$, $K = (R1_o - R3_i + 1) / H_{obj}$; $\text{round}()$ 表示对变量取整数操作, 展开后所得目标图像的高宽分别为 H_{obj}, W_{obj} , 本文中 $W_{obj} = N_{scan}$, $K = 1$, 即 $H_{obj} = R1_o - R3_i + 1$ 。

3.2 基于残差分析动态阈值分割的缺陷识别

任意图像一般可分成3部分: 噪声、灰度值缓慢变化部分和灰度值剧烈变化部分。通过对图像的强烈平滑, 能有效滤除噪声, 并使剧烈变化部分变得平滑, 但对梯度变化较小的背景区域和瓶口亮区域影响甚小, 因此, 对平滑前后图像进行差分得到残差, 残差图像噪声基本被消除, 且剧烈变化部分仍能较突出^[22]。对于瓶口目标图像, 其中缓慢变化部分对应于图像黑色背景区域和瓶口边缘亮区域, 剧烈变化部分对应于检测目标的边缘和瓶口缺陷区域, 本文瓶口图像如上所述的噪声成分相对较少, 可忽略。根据前述原理和瓶口目标图像特征, 提出基于残差分析动态阈值分割的缺陷检测方法。

首先, 通过均值滤波将目标图像模糊化; 随后, 滤波前后的图像差分得到残差, 对残差采用 Otsu 法分割; 最后, 对分割后的二值图像进行区域连通性检测, 根据缺陷区域的高、宽和面积特征进行缺陷定位、识别。

3.2.1 采用均值滤波将目标图像进行强烈平滑

设目标图像为 I , 目标图像中平滑、剧烈变化分别为 $s(x_s, y_s)$ 和 $u(x_u, y_u)$, 其中 (x_s, y_s) 和 (x_u, y_u) 分别是各区域对应的坐标集合, 均值滤波模板 M , 其宽为 M_w , 高为 M_h 的矩形模板, 当滤波模板尺寸较大时, 可得^[20]:

$$I = s(x_s, y_s) + u(x_u, y_u) + n(x_n, y_n) \quad (9)$$

$$s'(x_s, y_s) = s(x_s, y_s) * M \approx s(x_s, y_s) \quad (10)$$

$$u'(x_u, y_u) = u(x_u, y_u) * M \quad (11)$$

$$I' = I * M \quad (12)$$

式中 ‘*’ 表示卷积运算符号, I' 表示最终滤波后图像, 由式(9)~(12)可得:

$$I' \approx s(x_s, y_s) + u(x_u, y_u) * M \quad (13)$$

对于目标图像, 除缺陷区域之外, 沿着图像坐标 y 轴方向, 图像灰度值呈缓慢变化趋势, 考虑这一灰度变化特征。本文中均值滤波模板尺寸参数的选取原则为: M_w 保证要比所检测的最宽缺陷区域的宽度值大, 且通常为一个较大的奇数, M_h 为一个较小的整数, 该值一般设定为瓶口定位精度的2倍左右, 例如瓶口定位精度为3, 则可将 M_h 设定为5。

滤波过程中, 当滤波器模板部分处于图像边缘之外时, 称之为越界, 如图5所示。黑色边框的矩形为滤波模板, 每个小方格表示图像中的像素, 其

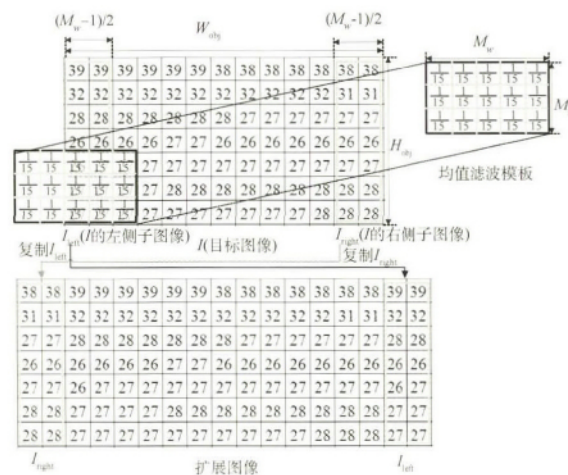


图5 越界处理

Fig. 5 The processing of over-boundary

中的数字表示像素灰度值。为减少越界影响,通常忽略边界像素或保留原边界像素,但是这两种处理方式对残差分析产生不利影响,同时考虑 M_w 较大而 H_w 较小,因此,忽略 x 轴方向越界像素,而对 y 轴方向越界像素进行补偿,即将目标图像最右侧 $H_{obj} * (M_w - 1) / 2$ 的图像复制到左侧,将目标图像最左侧 $H_{obj} * (M_w - 1) / 2$ 的图像复制到右侧,形成一幅新的分辨率为 $H_{obj} * (W_{obj} + M_w - 1)$ 的扩展图像,滤波模板仅在原目标图像区域滑动,得到与原始目标图像大小相同的平滑后的图像。

例如当滤波器模板高度 $M_h = 5$,宽度 $M_w = 599$ 时,3种不同边界像素处理方式时得到的滤波效果对比如图6所示,其中,目标图像分辨率为 38×1200 。显然,这3种越界处理方式对中间区域图像没有任何影响,但是,前两种方式会不同程度的削弱边缘区域的平滑效果,给后续残差处理后图像分割带来不利影响。

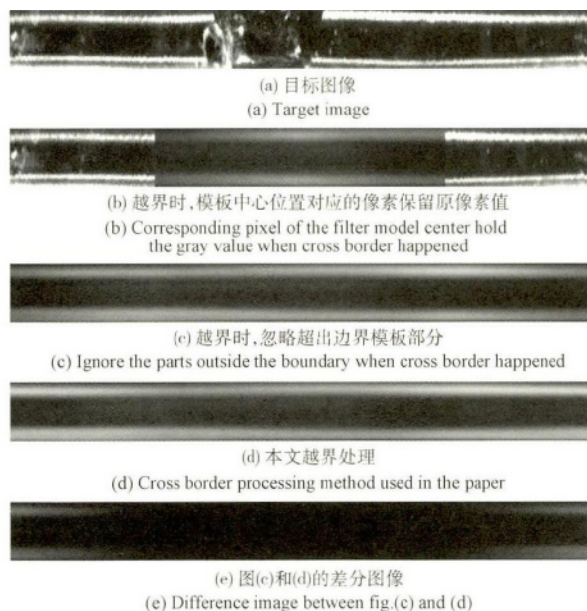


图6 不同越界处理方式得到的滤波效果

Fig. 6 The filter results obtained from different methods

3.2.2 计算残差

对滤波前后目标图像求差分,得到残差:

$$r(x, y) = I - I' \quad (14)$$

式中: (x, y) 表示像素坐标 $x \in [1, H_{obj}]$, $y \in [1, W_{obj}]$ 综合式(13)和(14)得:

$$r(x, y) \approx u(x_u, y_u) - u(x_u, y_u) * M \quad (15)$$

根据上式和前述分析,可知影响残差的因素包括图像灰度值分布特征和滤波模板大小。

1) 图像灰度值分布对残差影响

当图像中背景灰度值较小,检测目标灰度值较大时,目标区域对应残差函数值均为较大的正数;而当图像中背景灰度值较大,检测目标灰度值较小时,对于背景区域残差为较小的正数,对于检测目标区域对应的残差为绝对值较大的负数。根据瓶口图像特征将瓶口目标图像分成了3个区域,如图4所示,其中区域ROI1和ROI3主要检测瓶口是否存在崩口和断裂,崩口和断裂都表现为灰度值小的暗区域;区域ROI2主要检测瓶口是否存在磨损和脏污,磨损和脏污均表现为灰度值大的亮区域。上述情况的图像平滑效果和得到的残差图像(残差的绝对值),如图7所示。

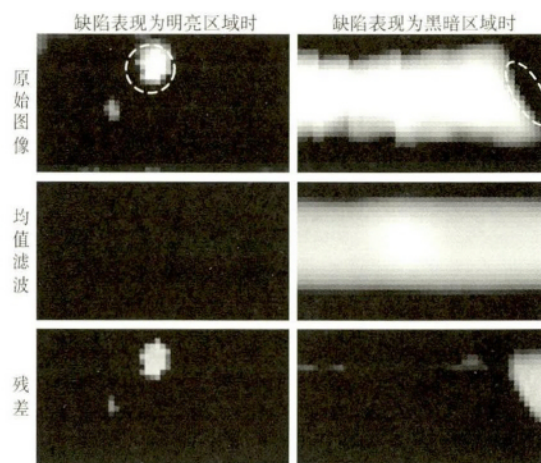


图7 灰度值分布对残差影响

Fig. 7 The impact of the grey distribution on residual deviation

图7中原始图像为目标图像的子图像,分辨率为 28×50 8位灰度级,白色虚线区域为缺陷区域,滤波模板宽 M_h 为5、宽 M_w 为39的模板滤波。

2) 均值滤波模板大小对残差影响

当模板尺寸小于检测目标尺寸时,滤波处理仅对检测目标边缘产生的平滑效果明显,因此,检测目标边缘残差绝对值较大;当模板尺寸略大于检测目标尺寸时,对整个检测目标都有不同程度的平滑作用,平滑效果由边缘向中心逐渐减弱,因此,检测目标中心区域残差绝对值较小;当模板尺寸远远大于检测目标尺寸时,整个检测目标平滑效果相当,且几乎与其他区域的经过平滑后的灰度值相同,因

此,整个检测目标的残差绝对值几乎相同,且较上述两种情况时的值要大。上述3种情况下背景区域灰度值变化始终较小,残差绝对值接近零。本文中,模板高度 M_h 为一个较小整数,对平滑效果影响小,因此,主要考虑模板宽度变化对残差的影响,将图7中第1行第1列图像作为测试图像,其中白色亮区域的高为7、宽为6, M_w 逐渐由小变大时,滤波效果和对应残差绝对值图像如图8所示。本文设定 $M_w = 720$, $M_h = 5$ 。

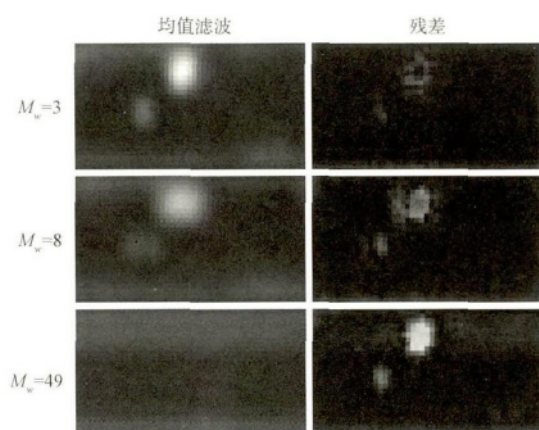


图8 滤波器模板宽度变化对残差影响

Fig. 8 The impact of the scale of filter model on residual deviation

3.2.3 对残差进行 Otsu 阈值分割获取疑似缺陷区域

据前文所述,瓶口目标图像 ROI1 和 ROI3 区域中缺陷对应的残差为较大负数,其他亮区域对应的残差值较小,ROI2 区域中缺陷对应残差为较大正数,黑色背景区域对应残差值较小,采用 Otsu 算法获取分别获取阈值参数 T_{dark} 和 T_{light} ,经2次单独分割获得所有疑似暗缺陷和亮缺陷区域,设所得2幅二值图像分别为 $g_{\text{dark}}(x, y)$ 和 $g_{\text{light}}(x, y)$,则有:

$$g_{\text{dark}}(x, y) = \begin{cases} 1, & r(x, y) < T_{\text{dark}} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

$$g_{\text{light}}(x, y) = \begin{cases} 1, & r(x, y) < T_{\text{light}} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

经以上两式二值化,得到所有疑似缺陷区域(值为1)。

3.2.4 区域连通性分析以定位、识别缺陷区域

对残差分割后的两幅二值化图像分别进行连通域分析,获得连通分量,随后,计算连通分量重心

位置、最小外接矩形的高宽以及面积参数,根据重心判断连通分量所在检测区域(ROI1、ROI2 和 ROI3),针对每个区域中缺陷高、宽和面积特征,设定不同的高、宽和面积阈值检测进行瓶口缺陷识别,当各区域的连通分量的高、宽和面积大于相关阈值时,则说明该连通分量是瓶口缺陷。本文根据缺陷尺寸设定阈值:对于 ROI1 和 ROI3 区域的亮区域,高、宽、面积分别大于6、2($R1-R2$)、16时判断为疑似亮缺陷;对于 ROI2 区域的亮区域,高、宽、面积分别大于6、2($R1-R2$)、16时判断为疑似亮缺陷;对于各检测区域缺陷,高、宽、面积分别大于6、2、16时判断为疑似暗缺陷。

3.3 基于残差分析动态阈值分割的缺陷识别

上述基于残差分析动态阈值分割的缺陷检测对图像灰度值变化不敏感,但可能由于缺陷检测区域的定位误差或瓶口破裂等原因,容易造成缺陷检测结果不正确。而张田田^[15]提出的基于全局阈值检测的瓶口缺陷检测方法对定位误差不敏感,当瓶口破裂时,缺陷检测正确率高,正好弥补前述方法不足,因此,本文在该方法基础上改进应用,针对目标图像的3个不同检测区域,进行如下处理。

1) 对于 ROI1、ROI2 区域,沿横向方向,统计每列像素灰度值中大于某阈值 TG_{g1} 的像素数目,得到一个 $1 \times I_h$ 维的向量 V_n ,计算所有元素的平均值 $V_{\text{mean}} = \text{sum}(V_n) / H_{\text{obj}}$,其中 $\text{sum}(V_n)$ 表示对 V_n 中所有元素求和,最后,求向量 V_n 中每与平均值的偏差 $V_{\text{diff}} = V_n - V_{\text{mean}}$,当向量 V_{diff} 中3个相邻元素至少有2个大于某阈值 TG_{g2} 时,则判断存在疑似缺陷,检测得到所有疑似缺陷位置和数量。

2) 对于 ROI3 区域,沿横向方向,计算每列像素灰度值的平均值,得到一个 $1 \times I_h$ 维的向量 V_s ,其中小于某阈值 TG_{g3} 的向量元素为疑似缺陷,检测并保存各检测区域中疑似缺陷的位置及总数目。

上述过程如图9和10,表2和3所示。表2中的1~14行和表3中的1~10行的数据为像素灰度值,表2中第15列和16列分别为图9中 ROI2 区域白色区域对应的 V_n 和 V_{diff} ,表2和3中黑色粗体字对应图 ROI2 和 ROI3 白色区域中包含疑似缺陷的列,疑似缺陷检测结果在图10中用白色的竖线表示。相关参数经过大量实验获得,本文中设定 $TG_{g1} = 100$, $TG_{g2} = 5$, $TG_{g3} = 40$ 。



图 9 瓶口目标图像

Fig. 9 The target image of bottle mouth

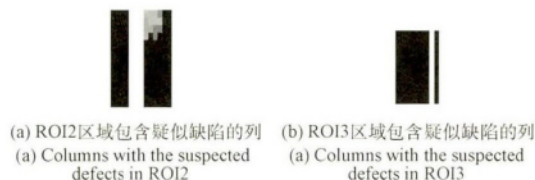


图 10 改进的 GTS 法瓶口缺陷检测结果

Fig. 10 The test results of improved GTS method for inspecting bottle mouth defects

3.4 缺陷检测联合判断

改进融合 RADS 法和 GTS 法后,本文还提出一种缺陷检测联合判断准则。

对 GTS 法在目标图像纵向方向检测到 ROI2 区域中疑似缺陷条数少于阈值 T_{u1} ,并满足: 1) 当 GTS 法检测到 ROI1 和 ROI3 区域包含疑似缺陷的列数均少于阈值 T_{u2} ,同时,所有区域检测到包含疑

表 2 ROI2 中白色矩形区域像素值、 V_n 和 V_{diff} Table 2 Pixel values of white region in ROI2, V_n and V_{diff}

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	22	20	21	22	23	67	100	208	157	252	235	151	77	53
2	23	22	22	21	39	67	213	255	255	255	208	143	138	89
3	23	24	22	22	62	134	255	235	255	255	255	172	147	93
4	23	22	22	28	184	255	255	235	236	204	204	102	133	129
5	22	21	21	24	61	255	255	245	171	202	114	45	95	107
6	24	20	21	38	153	255	255	131	81	132	60	42	27	35
7	35	27	23	30	78	255	255	79	81	59	24	22	21	25
8	36	27	26	30	146	233	180	74	35	27	19	18	18	19
9	60	37	33	30	97	188	143	32	28	21	19	16	16	16
10	74	40	59	54	141	176	66	66	28	20	17	15	16	17
11	71	69	102	113	166	155	71	33	25	20	16	17	16	17
12	71	61	102	153	166	128	95	43	26	19	17	17	18	18
13	50	29	61	115	146	124	95	34	23	16	15	17	17	16
14	26	25	50	67	113	124	124	78	29	17	15	15	14	15
V_n	0	0	2	3	8	12	9	6	5	6	5	4	3	2
V_{diff}	-1	-1	1.3	2.3	7.3	11	8.3	5.3	4.3	5.3	4.3	3.3	2.3	1.3

表 3 ROI3 中白色矩形区域像素值和 V_s Table 3 Pixel value of white region in ROI3 and V_s

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	19	16	13	12	12	12	13	14	12	13	13	14	16	17
2	21	21	15	18	13	14	13	15	15	13	14	17	18	20
3	36	22	36	47	24	36	16	20	25	17	21	17	22	27
4	54	48	65	68	62	68	48	54	59	47	61	38	38	47
5	57	59	55	71	71	73	66	54	59	66	63	68	71	73
6	60	61	67	64	114	140	67	58	47	47	49	62	58	55
7	86	102	100	73	100	140	117	77	61	57	48	61	56	56
8	86	110	74	64	48	55	55	37	61	40	48	40	34	41
9	65	46	74	41	34	29	30	29	34	38	33	32	38	30
10	40	52	41	49	37	34	34	29	33	34	41	42	40	45
V_s	52	54	54	51	52	60	46	39	41	37	39	39	39	41

似缺陷的列数总和小于阈值 T_{u3} , 且 RADS 法检测无明亮缺陷时, 判断瓶口合格; 2) 当 GTS 法检测到 ROI1 或 ROI3 区域包含缺陷的列数大于等于阈值 T_{u2} , 所有区域检测到的疑似缺陷列数总和小于阈值 T_{u3} , RADS 法检测无明亮缺陷, 若无黑暗缺陷时, 则判定瓶口合格, 若有黑暗缺陷, 且 GTS 法检测到 ROI1 和 ROI3 区域疑似缺陷面积与 RADS 法检测的疑似缺陷面积比小于阈值 T_{u4} , 判定瓶口合格。

上述联合判断准则中各阈值参数通过测试实验获得, 本文中各参数分别为: $T_{u1} = 3$, $T_{u2} = 3$, $T_{u3} = 5$, $T_{u4} = 0.05$ 。

4 实验结果与分析

为分析算法性能, 定义检测正确率和执行时间两个算法性能评估标准, 其中: 检测正确率是指检测结果正确的瓶口图像数量与总的瓶口测试图像数量的比值, 本文仅检测瓶口是否存在缺陷, 没有对瓶口缺陷类型进行分类识别; 执行时间是指从参数初始化之后开始到输出瓶口检测结果时所消耗的时间, 由定位时间和检测识别时间两部分组成。通过我们研制的空瓶检测系统获取 90 幅瓶口图像, 在一台型号为联想 E430 的电脑(电脑配置: CPU 为 Intel(R) Core(TM) i3-3110M, 主频 2.4 G, 内存 4 G) 上进行本文方法和五种瓶口缺陷方法的测试实验, 并分析比较各种方法性能, 实验电脑的操作系统为 32 位 Windows 7, 实验软件平台为 MATLAB R2010b。

4.1 图像采集系统

本文研制出的啤酒空瓶检测系统和结构原理图分别如图 11 和 12 所示。



图 11 空瓶检测系统实物

Fig. 11 The empty bottle inspection system

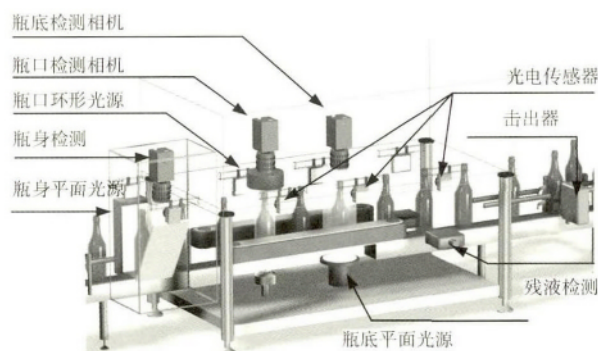


图 12 空瓶检测机系统结构

Fig. 12 The structure of empty bottle inspection system

该装置主要由相机、照明光源、光电传感器和工控机等组成, 利用该系统获取 90 幅瓶口图像(图像分辨率为 648×483 , 灰度级数为 256, 将相机设置为半帧工作模式), 包括瓶口完好图像 10 幅和破损瓶口图像 80 幅。

4.2 实验方法及结果分析

比较本文提出的 RS 法、基于 BP 神经网络的缺陷检测法(back propagation, BP)^[19]、基于全局阈值的缺陷检测^[15]、基于 Otsu 阈值的缺陷检测(Otsu)^[16]、基于支持向量机的缺陷检测(support vector machines, SVM)^[12]和基于文献中的残差分析动态阈值的缺陷检测^[22]6 种方法的检测正确率和执行时间, 采用本文提出三圆周法实现瓶口定位, 其他方法中涉及检测区域划分的, 则检测区域划分方式也与本文相同, 程序流程如图 13 所示。

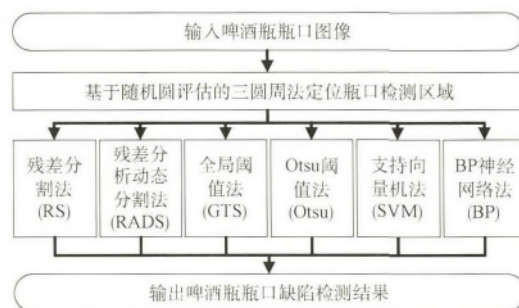


图 13 6 种缺陷检测方法程序流程图

Fig. 13 Flow chart of 6 methods for defect detection

关于 RS 法、GTS 法和 RADS 法参数设置前文已介绍, 其他 3 种方法如下。

1) Otsu 法: 对于 ROI1 和 ROI3 区域, 分别求径向投影值的最大值 $ProMaxROI1$ 和 $ProMaxROI3$, 当 $ProMaxROI1$ 小于阈值 $W_{obj}/8-3$ 时, 判定该段的 ROI1 区域存在缺陷, 当 $ProMaxROI3$ 小于阈值 $W_{obj}/8-20$ 时, 判定该段的 ROI3 区域存在缺陷; 对于 ROI2 区域, 求径向投影值的最大值 $ProMaxROI2$ 和投影值大于阈值 3 的投影值数目之和 $ProSumROI2$, 当 $ProSumROI2$ 大于阈值 3 且 $ProSumROI2$ 大于阈值 16 时, 判定该段的 ROI2 区域存在缺陷。

2) SVM 法: 对于 ROI1 和 ROI3 区域计算下列 4 个参数: ①沿着纵向方向灰度投影平均值 L_{θ} 小于某阈值和大于某阈值数量与 H_{obj} 比值; ②相邻投影值之差的绝对值 $|\Delta L_{\theta}|$ 大于某阈值的数量与 H_{obj} 比值; ③该处 L_{θ} 与所有投影值的平均值 $\text{mean}(L_{\theta})$ 差的绝对值 $|L_{\theta}-\text{mean}(L_{\theta})|$ 小于某阈值的数量与 H_{obj} 比值; ④连续 5 个相邻的 $|L_{\theta}-\text{mean}(L_{\theta})|$ 小于某阈值的区域的数量与 H_{obj} 比值。3 个检测区域中对应的阈值如表 4 所示。

表 4 支持向量机法的阈值参数

Table 4 The threshold parameters of SVM method

	ROI1	ROI2	ROI3
1	0.2	NULL	0.1
2	0.8	0.4	0.85
3	0.5	0.12	0.15
3	0.35	0.3	0.35

表 4 第 1 列中 1、2、3 和 4 分别对应各区域的上述 4 组参数, NULL 表示无该参数。3 个检测区域一共可获得 11 维特征, 作为 SVM 法输入特征, 取 5 幅完好瓶口和 10 幅破损瓶口图像作为训练集, 其他图像作为测试集。

3) BP 法: 该方法不需要对检测区域径向展开, 对瓶口图像阈值分割后直接进行连通域处理, 去除面积小于某阈值 $T_{s_{BP}}$ 的区域; 对于 ROI1 和 ROI3 区域, 计算剩下连通区域的周长、面积、圆弧度, 对于 ROI2 区域, 获取连通区域最小面积、最大面积、总面积, 对于整个检测区域, 计算相对圆心距离, 即所有检测区域中连通域重心到瓶口中心的距离; 由上述 11 个参数归一化处理后构成特征向量组。本文 $T_{s_{BP}}$ 为 16, 训练集、校验集和测试集图像各 30 图, 其中训练集、校验集各包含 5 幅完好瓶口图像。

上述各方法相关参数是通过大量实验测试得到的较优参数, 各方法的检测正确率和执行时间如表 5 所示, 其中时间计量单位为 ms。

表 5 6 种瓶口缺陷检测方法的检测结果

Table 5 The test results of 6 methods for bottle mouth defect detection

方法	检测 正确率/(%)	定位时 间/ms	检测时 间/ms	总时 间/ms
RS	100	34.01	83.32	117.33
RADS	83.33	35.73	83.6	119.33
GTS	96.67	30	19.47	49.47
Otsu	95.56	29.67	34.8	64.46
SVM	97.78	35.27	23.3	58.57
BP	88.89	31.86	99.42	131.28

实验结果表明, RS 法的检测正确率比其他算法都要高, 算法执行速度比 BP 神经网络和 RADS 法要快, 并能实现缺陷位置和尺寸检测, 标志出缺陷区域。SVM 法仅通过获取瓶口特征向量, 对瓶口图像进行二分类, 判断瓶口是否合格, 无法实现缺陷位置和尺寸检测。BP 神经网络法检测正确率低, 其原因有 2 个: 1) 神经网络的训练一般需要大样本, 而本文总共仅采用 90 个样本; 2) 输入特征选择并非最优。RADS 法检测正确率不高, 因为边缘对检测结果的干扰大, 易造成将完好瓶口判断为破损瓶口。GTS 法是对瓶口目标图像垂直投影后进行阈值判断, 无法检测水平方向狭长小缺陷。

5 结 论

本文提出基于随机圆评估法的三圆周定位法, 实现瓶口检测区域的准确定位, 将残差分析动态阈值分割与全局阈值分割相结合, 提出残差分割法, 实现缺陷定位和检测。本文详细介绍该方法的具体实施过程, 重点分析滤波模板尺寸变化对残差的影响。与其他 5 种典型方法比较, 通过我们研制的空瓶检测机采集获取 90 幅瓶口图像(包括 7 种常见的瓶口缺陷类型), 并用这些图像测试, 本文方法检测正确率都最高, 执行时间为 117.33 ms, 同时能准确的标志出缺陷区域, 便于测试员在设备调试阶段改进选择更优的输入参数, 对于提升我国空瓶检测系统的性能有现实意义, 但是, 本文方法阈值多, 需要经过大量实验测试确定, 算法的有效性和

实时性也需要进一步测试。未来将考虑与机器学习方法结合,减少需要设定的阈值参数,同时采用GPU技术实现并行处理,提升算法速度,并在空瓶检测系统上采集测试更多的样本图像,提高算法可靠性。

参考文献

- [1] 吴成中,王耀南,贺振东,等. 基于机器视觉的注射液中不溶异物检测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(7): 1451-1461.
WU C ZH, WANG Y N, HE ZH D, et al. Research on foreign insoluble particulate detection method for medicinal solution based on machine vision [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(7): 1451-1461.
- [2] 张辉,师统,何世超,等. 基于逆向P-M扩散的医用输液容器组合盖缺陷检测系统[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(5): 692-700.
ZHANG H, SHI T, HE S CH, et al. Defect detection system of medical infusion container combination cover based on reverse P-M diffusion [J], Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2015, 29(5): 692-700.
- [3] 张辉,王耀南,周博文,等. 基于机器视觉的保健酒可见异物检测系统研究与开发[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(5): 973-979.
ZHANG H, WANG Y N, ZHOU B W, et al. Development of healthy wine visible particle detection system based on machine vision[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(5): 973-979.
- [4] 王耀南,刘良江,周博文,等. 一种基于混沌优化算法的PCB板元件检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(2): 410-415.
WANG Y N, LIU L J, ZHOU B W, et al. Detection method of printed circuit board components based on chaotic optimization algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(2): 410-415.
- [5] 熊建平. 基于计算机视觉的墙地砖表面缺陷检测[J]. 电子测量技术, 2015, 38(5): 53-55.
XIONG J P. Research on the surface defect detection of floor tile based on computer vision [J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(5): 53-55.
- [6] 于平,胥平春. 桥梁水下结构表现的图像采集系统的研究[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(1): 59-64.
YU P, XU P CH. Research on the image acquisition system of the underwater construction of bridges [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(1): 59-64.
- [7] YOSHIDA H. Bottle mouth defect inspection apparatus: U. S. Patent, 4,775,889 [P]. 1988-10-4.
- [8] SHAFAIT F, IMRAN S M, KLETTE-MATZAT S. Fault detection and localization in empty water bottles through machine vision [C]. E-Tech 2004. IEEE, 2004: 30-34.
- [9] 段峰. 基于机器视觉的智能空瓶检测机器人研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2002: 49-54.
DUAN F. Research on machine vision-based intelligent empty bottle inspector [D]. Changsha: Hunan University, 2002: 49-54.
- [10] DUAN F, WANG Y N, LIY H J, et al. A machine vision inspector for beer bottle [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2007, 20(7): 1013-1021.
- [11] 段峰. 啤酒瓶视觉检测机器人研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2007: 82-92.
DUAN F. Study on visual empty bottle inspector for beer bottle [D]. Changsha: Hunan University, 2007: 82-92.
- [12] 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 bottle intelligent inspecting method based on support vector machines [J]. Control and Decision, 2005, 20(12): 1434-1437.
- [13] 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. Choice of multi class support vector machines on beer bottle detection [J]. Journal of Hunan University: Natural Sciences, 2009, 36(5): 37-41.
- [14] 马思乐,黄彬,张树君,等. 一种空瓶瓶口缺陷的检测方法及装置: 广东, CN101105459 [P]. 2008-01-16.
MA S L, HUANG B, ZHANG SH J, et al. Method and device for detecting empty bottle mouth defects: Guangdong, CN101105459 [P]. 2008-01-16.
- [15] 张田田. 基于机器视觉的啤酒瓶瓶口检测系统的研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2009: 36-45.
ZHANG T T. The research on vision-based beer finish inspector [D]. Qingdao: Shangdong University of Science and Technology, 2009: 36-45.
- [16] 严筱永. 基于图像的啤酒瓶瓶口与瓶底污损自动检测[D]. 南京: 南京理工大学, 2006: 23-44.

- YAN X Y. The defects and contamination detection on beer bottle mouth and bottom based image processing [D]. NanJing: Nanjing University of Science and Technology 2006: 23-44.
- [17] 王贵锦 施陈博. 多尺度瓶口缺陷检测方法及装置: 北京, CN103308523A [P]. 2013-09-18.
WANG G J, SHI CH B. Multi-scale bottle mouth defects detection method and device: Beijing, CN103308523A [P]. 2013-09-18.
- [18] 李娜. 啤酒瓶口破损检测技术的研究 [D]. 北京: 北京工商大学 2013. 27-35.
LI N. The research on beer bottle mouth defect inspection system [D]. Beijing: Beijing Technology and Business University, 2013. 27-35.
- [19] 郭友友 廉丽冰 李娜. 基于 BP 神经网络的啤酒瓶口检测方法 [J]. 食品科学技术学报, 2014, 32(4): 69-74.
GUO K Y LIAN L B, LI N. Method of beer bottle mouth inspection based on BP neural network. Journal of Food Science and Technology, 2014, 32(4): 69-74.
- [20] CHEN M H, LEE D, PAVLIDIS T. Residual analysis for feature detection [C]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence. IEEE, 1991: 30-40.
- [21] LEE D, PAVLIDIS T, HUANG K. Edge detection through residual analysis [C]. Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 1988: 215-222.
- [22] 陈建国 贺正辉 任新华. 残差分析用于动态门限分割 [J]. 模式识别与人工智能, 1995, 8(3): 232-236.
CHEN J G, HE Zh H, REN X H. Residual analysis using for dynamic threshold segmentation [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 1995, 8(3): 232-236.
- [23] 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. New bottle mouth positioning method based on multiple randomized circle detection and fitting degree evaluation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(9): 2021-2029.
- [24] FOLEY J D, VAN DAM A. FEINER S K, 等. 唐泽圣, 董上海, 吴恩华, 等译. 计算机图形学原理及实践 C 语言描述 [M]. 第 2 版. 北京: 机械工业出版社, 2004: 53-59.
FOLEY J D, VAN DAM A. FEINER S K, et al. TANG Z SH, DONG SH H, WU EN H, et al, Translation. Graphics Principles and Practice in C [M]. 2nd ed. Beijing: China Machine Press, 2004: 53-59.

作者简介

周显恩(通讯作者) 2010 年于湖南科技学院获得学士学位 2013 年于东华理工大学获得硕士学位, 现为湖南大学电气与信息工程学院博士研究生, 主要研究方向为模式识别和图像实时处理。

E-mail: zhouxianen1987@hnu.edu.cn

Zhou Xianen (Corresponding author) received B. Sc. from Hunan University of Science and Engineering in 2010 and M. Sc. from East China Institute of Technology in 2013, respectively. Now he is Ph. D. candidate in the College of Electrical and Information Engineering, Hunan University. His main research interests include real-time image processing and pattern recognition.

王耀南, 1995 年于湖南大学获得博士学位, 现为湖南大学电气与信息工程学院院长、教授、博士生导师, 主要研究方向为智能控制、模式识别。

E-mail: yaonan@hnu.edu.cn.

Wang Yaonan received Ph. D. from Hunan University in 1995. Now he is a professor, Ph. D. supervisor and the dean of College of Electrical and Information Engineering, Hunan University. His main research direction is intelligent control and pattern recognition.

朱青 2008 年于湖南大学获得博士学位, 现为湖南大学电气与信息工程学院副教授、博士生导师, 主要研究方向为现代网络与通信技术及语音、图像信息处理技术。

E-mail: zhuqing@hnu.edu.cn.

Zhu Qing received Ph. D. from Hunan University in 2008. Now she is an associate professor and Ph. D. supervisor in College of Electrical and Information Engineering, Hunan University. Her main research direction is network and communication technology, and voice and image processing.