

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.09.007

空瓶检测机器人瓶底缺陷检测方法研究^{*}

范涛¹ 朱青¹ 王耀南¹ 周显恩¹ 刘远强²

(1. 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;

2. 佛山市湘德智能科技有限公司 佛山 528000)

摘要:针对当前瓶底圆心定位方法精度不高、瓶底防滑纹区域缺陷易误检等问题,利用瓶底防滑纹的几何特征,提出一种改进的基于变权重随机圆拟合的瓶底定位算法,首先采用重心法对瓶底圆心进行快速预定位,再采用变权重随机圆拟合法实现瓶底精定位。然后检测瓶底图像疑似缺陷区域,并提取区域面积、轮廓长度、圆形度、灰度方差和灰度均值等特征,采用支持向量机算法进行分类决策,检测出缺陷。实验表明,瓶底定位误差小于6个像素,缺陷检测准确率为92.7%,基本满足实际生产精度的要求。

关键词: 机器视觉;瓶底定位;缺陷检测;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:** 510.40

Research on detection method of bottle bottom defects based on empty bottle detection robot system

Fan Tao¹ Zhu Qing¹ Wang Yaonan¹ Zhou Xianen¹ Liu Yuanqiang²

(1. National Engineering Laboratory for Robot Visual Perception and Control Technology, College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China; 2. Foshan Xiangde Intelligent Technology Co. Ltd., Foshan 52800, China)

Abstract: Aiming at the problem that the method of positioning the bottle bottom center is not accurate and the results for detecting the anti-skid grain areas of bottom are unreliable, by taking advantage of the geometric features of anti-skid grain areas on the bottom of the bottle, a localization algorithm based on variable weight random circle fitting the bottom is proposed in the paper. First, the bottom center is quickly pre-positioned by gravity method, then the random variable weight circle fitting method is used to realize the precise positioning. Finally, the suspected defect region of the bottle bottom image is detected, and area, contour length, average gray, gray variance and circularity are extracted, then the support vector machine is used for classification and the defect is detected. The experiment results show that the positioning error of this method is less than 6 pixels, and the detect accuracy is 92.7%. It basically meets the actual production requirements.

Keywords: machine vision; bottle bottom location; defect detection; support vector machine

0 引言

在啤酒生产中,企业为降低生产成本,大部分的啤酒空瓶会多次利用。回收空瓶瓶底的污物会对瓶内食品饮料的质量产生影响,并且啤酒瓶属于玻璃易碎品,在使用

过程中碰撞时有发生,碰撞会导致啤酒瓶底产生裂纹等缺陷。企业使用这类带缺陷的空瓶进行灌装,不仅威胁到消费者的健康,而且极易产生安全隐患。所以检测啤酒瓶底质量好坏是灌装前的一个必要步骤。现在,机器视觉技术已在医药、饮料、电子产品等行业开始普遍应用^[1-3]。

国外,机器视觉技术起步早,但很少有文献专门研究啤酒瓶底缺陷检测和定位的方法。Shafait 等人^[4]首先用 Hough 变换法定位矿泉水瓶底的中心,但这种方法在瓶底图像存在缺陷干扰时定位误差较大。Aiger 等人^[5]提出一种基于相位变换 (phase only transform) 检测纹路的简单快速的方法,这种方法可快速移除小尺度的规则纹路,保留不规则区域,但该方法对于环形纹路区域的缺陷无法进行有效判别。国内,段峰^[6-7]首先开始研发啤酒空瓶检测机器人系统,并提出模糊推理、相关函数、多神经网络等 3 种方法应用于瓶底缺陷检测。模糊推理和相关函数检测方法耗时少,但检测精度不高;多神经网络法具有较强的抗干扰能力,但由于神经网络训练需要大量图像样本,且每次更换瓶型时,需要重新训练和调整参数,故不适用于实时检测。马思乐等人^[8]、张田田^[9]提出使用最小平方法定位瓶底中心。该方法在瓶底图像防滑纹区域出现大量干扰时,定位精度不高。俞龙江等人^[10]采用最小二乘法检测焊点形状。这两种检测方法对于瓶底气泡这类型缺陷容易漏检以及防滑纹区域的缺陷容易误检。

为了解决上述问题,本文通过对啤酒瓶底图像的缺陷类型及特征具体研究,根据瓶底防滑纹的几何特征,提出一种改进的基于权重变化的随机圆拟合的瓶底定位算法,有效减少了干扰点对定位的影响。获取防滑纹位置信息,作为圆拟合的输入边缘点,对瓶底缺损和大量干扰点有更强的抵抗能力,定位精度更高。提出将瓶底图像分为防滑区和中心区域两部分分别检测缺陷,并采用支持向量机结合径向基核函数对瓶底缺陷特征进行分类。

1 瓶底图像采集

空瓶在链道上依次经过 4 个检测工位,若检测到某个空瓶为缺陷瓶则向击出器发出剔除指令,以确保后续生产线中没有缺陷瓶。空瓶检测机器人的结构如图 1 所示。

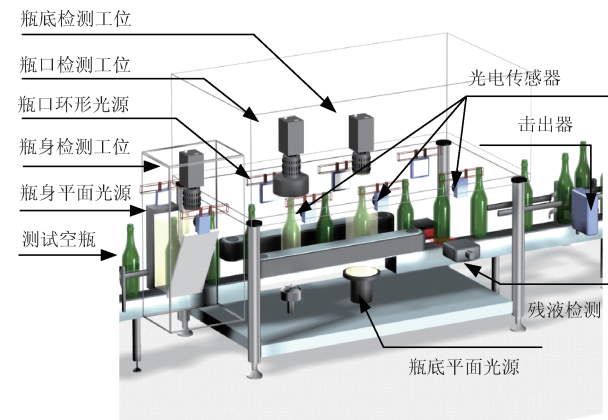


图 1 空瓶检测机器人结构

Fig. 1 Structure of empty bottle detection robot

照明光源采用 OPT 公司 LED 面光源,每当空瓶经过 1 次检测工位,则光源频闪 1 次,与此同时,触发相机拍照。拍照前需要对相机进行焦距和光圈的调节,保证拍摄的图像清晰,以便后续图像处理。瓶底相机采用 TXG12 工业相机,瓶底图像采集模块如图 2 所示。

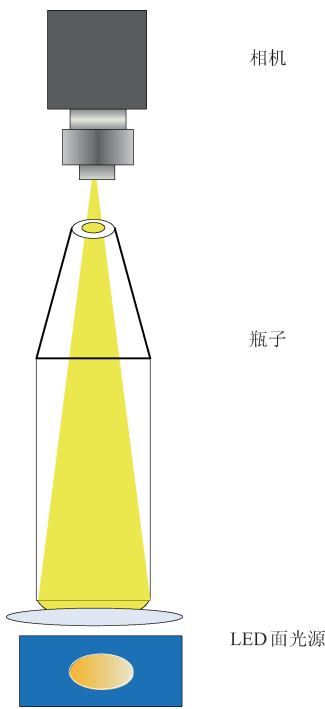


图 2 瓶底图像采集装置

Fig. 2 Acquisition device of bottle bottom image

PLC 选用西门子公司 S7-200,当空瓶经过瓶底光电传感器时,PLC 接收到光电传感器输入信号后触发相机拍照。相机拍照后经过千兆网将图像传输至工控机,工控机对接收到的图像进行算法处理检测缺陷。

由于检测工位到剔除工位之间的距离是固定的,旋转编码器将剔除距离转换为高速计数脉冲,通过累计脉冲数量对每个空瓶进行精准定位,PLC 接收到工控机发送的坏瓶信号后,当坏瓶到达剔除工位时,迅速向击出器发出剔除坏瓶指令^[11]。

2 瓶底图像定位

目前瓶底检测区域定位方法主要有 Hough 变换法^[12]、最小二乘法、随机圆拟合法^[13]等。其中 Hough 变换法是圆拟合的经典算法,但其计算耗时,速度慢。随机圆拟合法和最小二乘法速度快,但抗干扰能力不强,易被瓶底防滑纹区域缺陷干扰。本文采用一种改进的基于权重变化的随机圆拟合的瓶底定位算法,鲁棒性比普通的

圆拟合算法好。图3所示为基于变权重随机圆拟合算法流程。

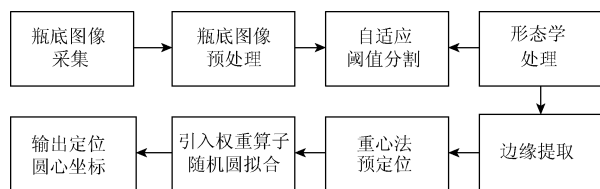


图3 瓶底图像定位流程

Fig. 3 Procedure of bottle bottom image location

2.1 瓶底图像预处理

在空瓶检测系统实际运行过程中,由于机械抖动、光照不均等因素的影响,相机获取的瓶底图像中经常会有噪声存在,噪声会影响瓶底图像的定位与缺陷检测。因此在检测瓶底缺陷之前,先尽量消除瓶底图像中存在的噪声干扰。

在对瓶底图像的预处理过程中,由于噪声主要是离散单一的干扰点,且和周围区域存在明显的灰度差。故对整幅图像运用中值滤波去除离散噪声点。然后采用灰度拉伸增强瓶底边缘轮廓区域(ROI)与周围区域的对比效果。

2.2 自适应阈值分割图像

由于防滑纹区域与白色中心区域灰度值相差较大,故对两个区域采用局部自适应阈值分割处理。便于后续瓶底图像的定位和缺陷检测。通过计算像素的8邻域的平均灰度值,来决定二值化的阈值 T 的大小。运用阈值分割将瓶底图像划分成两部分,背景显现为灰度值为0的黑色区域,瓶底边缘轮廓显现为一个间隔均匀的黑色防滑纹圆环,圆环内部为一个均匀白色圆形区域。

$$I(x,y) = \begin{cases} 0, & I(x,y) < T \\ 255, & I(x,y) \geq T \end{cases} \quad (1)$$

2.3 形态学处理

瓶底图像经过自适应阈值分割处理后,边缘特征变得明显可辨,但瓶底边缘轮廓外部仍然存在一些细小的白色连通域。由于这些白色连通域不是离散的像素点,故不可采用中值滤波直接滤除。因此选择对图像进行形态学处理。先对图像进行先腐蚀后膨胀操作去除单个离散的像素点,再采用形态学闭运算填充瓶底轮廓外部的白色连通域。在对瓶底图像进行形态学处理后基本消除了瓶底轮廓外部的白色连通域以及单个离散噪声点,进一步突出图像边缘防滑纹路信息。

2.4 边缘提取

形态学处理后的瓶底图像轮廓特征很明显。根据瓶底防滑纹几何特征,提取瓶底防滑纹边缘点位置信息并

保存。因为每个防滑纹的几何特征分布规则且形状相似,一般表现为一个周长约为10~40个像素且灰度为0的区域。所以首先采用Canny边缘检测算子提取瓶底图像边缘轮廓,并计算每个轮廓的周长,保存所有周长为10~40个像素的轮廓信息,此时绝大部分干扰像素已经去除,有利于提升后续瓶底定位精度。

2.5 重心法预定位

根据瓶底目标区域坐标值计算重心坐标 (X_0, Y_0) ,如式(2)、(3)所示。

$$X_0 = \frac{\sum_{a=1}^{N_b} x_a g(x_a, y_a)}{N_b} \quad (2)$$

$$Y_0 = \frac{\sum_{a=1}^{N_b} y_a g(x_a, y_a)}{N_b} \quad (3)$$

式中: N_b 表示非零的像素点的总数量, $g(x_a, y_a)$ 表示第 a 个非零像素点 x 和 y 的坐标所对应的灰度值。并以重心坐标 (X_0, Y_0) 为预定位圆心。

2.6 引入权重算子拟合圆

设圆的方程为 $r^2 = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2$;令残差为 $\varepsilon_0 = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 - r^2$ 。

首先根据周显恩等人^[13]提出圆心定位方法,在所有边缘轮廓点上随机选取 n 个边缘点为一组,计算边缘点到拟合圆心的距离平方和,然后对所求之和作最小化处理。

残差的平方和函数为:

$$\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n ((x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2 - r^2)^2 \quad (4)$$

式中: (x_0, y_0) 是最终拟合圆心坐标, r 是最终拟合圆半径。 (x_i, y_i) 是第 i 个轮廓点的坐标值, n 是圆拟合时一组随机选取的轮廓点总数。

由于随机圆拟合法的定位精度易受到防滑纹区域缺陷以及大的离群像素点的干扰。为减轻这些干扰像素点对拟合算法的影响,本文提出为每个像素点引入权重 $w(i)$ 。则残差平方和函数 $Y(x_0, y_0, r)$ 的最小化过程为:

$$Y(x_0, y_0, r) = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n w(i) [((x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2 - r^2)]^2 \quad (5)$$

对于远离重心的像素点,其权重设置为 $w(i) < 1$ 。权重算子定义如式(6)^[14]。

$$w(i) = \begin{cases} [1 - (\delta_i - r_0/\tau)^2]^2, & |\delta_i| \leq \tau \\ 0, & |\delta_i| > \tau \end{cases} \quad (6)$$

参数 τ 的大小决定瓶底图像中远离重心的轮廓点看作离群像素点。 δ_i 表示第 i 个轮廓点到重心的距离。由式(6)可知,对于小于或等于 τ 的像素点对应的权重 $w(i)$ 在0~1。当某个像素点的 δ_i 等于初始圆半径 r_0 时,

其对应的权重恰好为1,说明该点是拟合圆上的边缘点。当某个像素点的 δ_i 大于 τ 时,则其权重被忽略不计。参数 τ 可以通过参数设置进行调整,本文根据轮廓点到重心的距离值的标准偏差来确定 τ 的值。通常, τ 的值由式(7)决定。

$$\sigma_{\delta} = \frac{\sum_{i=1}^n |\delta_i| / n}{0.6745} \tag{7}$$

对残差平方和函数 Y 运用最小二乘原理拟合圆,令 $Y(x_0, y_0, r)$ 分别对 x_0, y_0, r 计算偏导,并计算出极值点,求出所有极值点对应的函数值并取其中的最小值,从而得到最小值对应的拟合圆参数,包括拟合圆圆心坐标 (x_0, y_0) 和拟合圆半径 r 。根据实验的效果,本文设置 $\tau = 2\sigma_{\delta}$ 。图4(a)~(f)所示为图像处理流程。

图5对比显示的是采用标准的圆拟合算法和采用基于变权重随机圆拟合算法对同一幅瓶底存在异物和大量干扰的图像进行处理后的结果。可以看出,使用标准的圆拟合算法由于受到瓶底防滑纹区域黑色缺陷部分以及中心区域异物的干扰,导致定位的结果出现了较大偏差。瓶底的干扰像素点对应着离群值。而基于变权重的圆拟合算法由于采用权重算子降低了异物和缺陷这些离群值的影响,定位的精度相比标准拟合圆有较大提升。

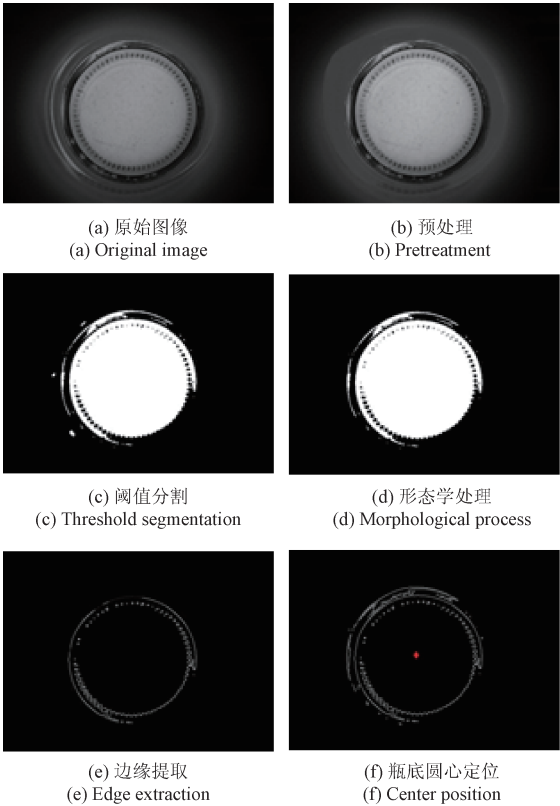


图4 各个阶段图像处理流程
Fig.4 Each stage of image processing procedure

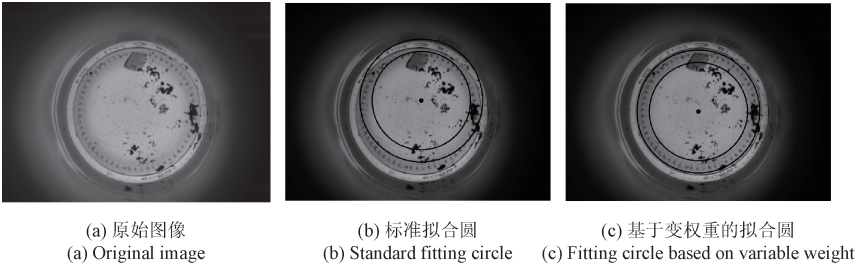


图5 拟合圆算法与基于变权重的拟合圆算法对比
Fig.5 Comparison of the standard circle fitting and the variable weight circle fitting

3 瓶底缺陷检测

3.1 瓶底特征提取

在空瓶检测机器人系统中,相机获取的合格瓶底图像的灰度值一般均匀无剧烈变化。而不合格的瓶底由于存在缺陷的影响,瓶底光源发出的光线无法透过缺陷区域。导致瓶底图像上会出现灰度值较低的黑色区域,与合格的玻璃区域的灰度值差别较大。

为提取到有利于分类的瓶底缺陷特征,对采集的瓶底图像进行具体分析,瓶底缺陷一般可分为5类,如图6所示。合格瓶底图像和不合格瓶底图像的特征差异主要

体现在:对于合格瓶底图像,瓶底边缘区域有一个间隔均匀的黑色环形防滑纹区域,中心区域灰度值较大,背景区域灰度较小,且灰度分布均匀;对于不合格瓶底图像,由于异物或者污物的存在,防滑纹区域或者中心区域灰度变化剧烈,有明显的黑色小块。缺陷区域跟噪声不同,噪声一般是单独的像素点,而缺陷是连续的低灰度像素点。通过提取瓶底图像的轮廓,并计算轮廓的周长,面积,灰度值等特征。可以较好地对缺陷进行分类判别。防滑纹的结构特点主要表现为分布规则且形状相似,而瓶底缺陷一般表现为不规则的低灰度区域。因此可提取瓶底图像轮廓的如下特征用于缺陷检测:

1) 区域面积 A ;

- 2) 轮廓长度 L ;
- 3) 中心区域的平均灰度值 G ;
- 4) 防滑纹区域的灰度方差 S ;
- 5) 防滑纹区域的圆弧度 ρ 。

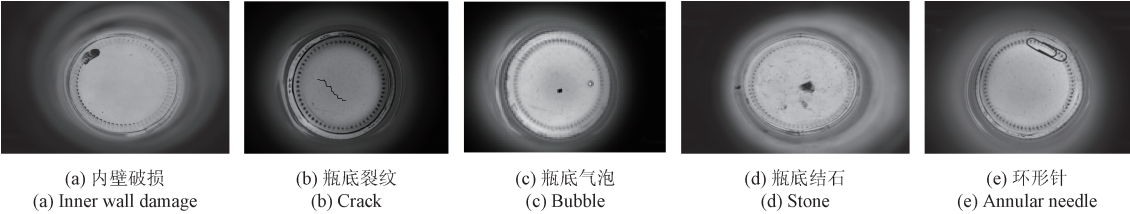


图6 5种瓶底缺陷

Fig.6 Five types of bottle bottom defects

3.2 瓶底检测流程

在对瓶底圆心定位后,用黑色实线圆环标将瓶底检测区域分为防滑纹区域和中心区域。防滑纹的宽度设置为25个像素,且可根据具体瓶子型号进行防滑纹宽度调整。防滑纹分区及径向展开如图7所示。在标记出瓶底防滑纹区域后,对防滑纹区域径向展开并作灰度拉伸处

理,便于特征提取和缺陷检测。防滑纹具有两个重要的结构特征:分布规则和行状相似,它的几何特征一般表现为一个周长约为10~40个像素且灰度为0的区域。利用这个特点可以区分防滑纹和瓶底缺陷。防止将防滑纹误检为瓶底缺陷。瓶底检测的具体的程序流程如图8所示。

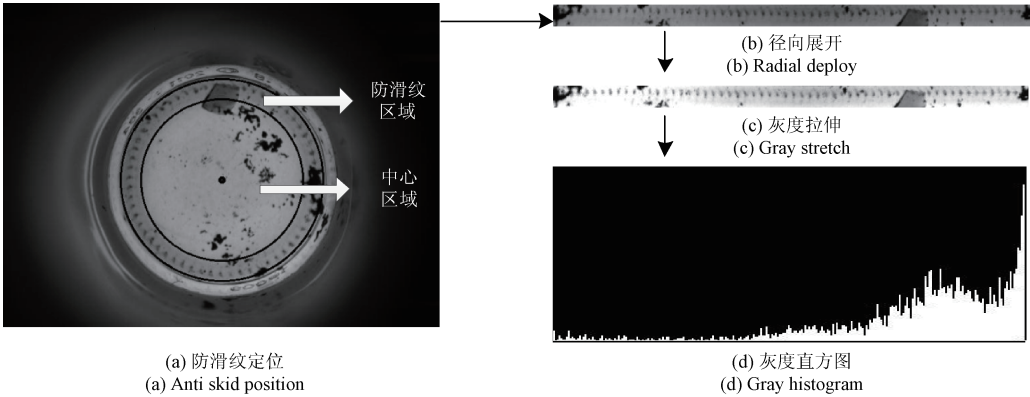


图7 瓶底分区检测

Fig.7 Partition detection of bottle bottom

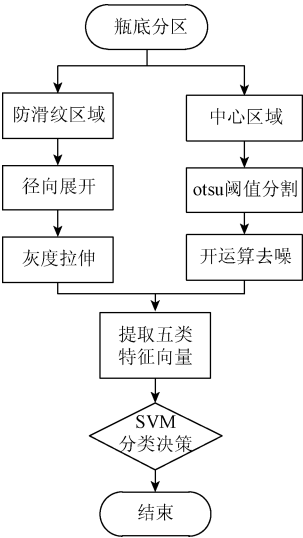


图8 瓶底检测程序流程

3.3 基于支持向量机(SVM)的分类方法

在提取瓶底图像的平均灰度值等五类特征向量后,由于空瓶瓶底缺陷种类多,并且采集的样本数量有限。故选择采用支持向量机对瓶底缺陷进行识别分类。支持向量机只需较少的训练样本便能获得优良的分类效果^[15]。

SVM 运用非线性变换使得本来在低维空间线性不可分的数据转换到高维空间之后变得线性可分^[16]。SVM 算法求解过程如下:

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

(8)

式中: w 是权值法向量, ξ_i 是松弛变量。训练集是 $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i)\} \in (X, Y)^l$, b 是偏置参数。

Fig.8 Flow chart of bottle bottom detection program

选择惩罚参数 C 和核函数 $K(x_i, x_j)$, 构造及求解目标函数的最小化拉格朗日算子^[17-18]:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^l \alpha_j$$

s. t. $\sum_{j=1}^l y_j \alpha_j = 0$

$0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l$

(9)

得最优解 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_l^*)^T$ 。

SVM 常用的核函数有径向基核函数、线性核函数、多项式核函数、Sigmoid 核函数等 4 种。根据实验测试结果,选择采用径向基核函数式 (10), 作为 SVM 的激励函数^[19]。

$$K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2)$$

(10)

图 9 所示为采用 4 种激励核函数时分类效果的对比。

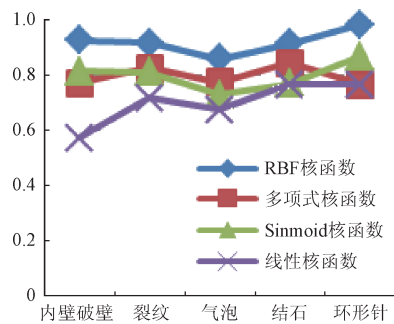


图 9 4 种核函数分类效果对比

Fig. 9 Comparison of four kernels

4 实 验

实验共采集了 450 幅啤酒空瓶瓶底样本图像。其中包含 50 幅完好瓶底样本,400 幅缺陷瓶底样本。实验测试平台如图 10 所示,选用 Window 7 操作系统,结合 VS2012 软件编程开发,并利用 OpenCv 图像处理库进行算法研究。



图 10 实验测试平台

Fig. 10 Experimental test platform

将相机获得的 12 幅瓶底图像(分辨率为 648×483 像素)作为本文瓶底定位算法的测试样本,为统计瓶底定位算法的误差,首先对 12 幅瓶底图像的实际圆心位置和半径进行人工标定,再计算瓶底定位算法检测出来的瓶底圆心位置和半径值,所得结果如表 1 所示。定位误差定义为标定圆心和检测圆心坐标的绝对距离值,其中算法运行的时间单位为 ms,定位误差的单位为像素。

表 1 12 幅瓶底图像的圆心定位实验结果

Table 1 Circle positioning results of 12 test images

编号	人工标 定圆心	人工标 定半径	算法检 测圆心	算法检 测半径	定位 误差	检测时 间/ms
1	310,267	120	311,265	121	2	24
2	307,263	120	309,266	120	4	35
3	306,267	120	305,265	120	2	26
4	306,265	120	308,263	120	3	33
5	318,264	120	314,265	119	4	23
6	306,265	120	307,265	120	1	26
7	310,266	120	311,267	118	2	27
8	308,262	120	310,265	121	2	21
9	307,259	120	309,261	119	3	23
10	313,265	120	313,265	120	0	28
11	308,261	120	314,262	120	6	24
12	307,267	120	308,266	122	2	22

分析表 1 的瓶底圆心定位结果,本文的瓶底定位算法基本能准确的定位瓶底圆心位置,12 幅图像里最小的定位误差是 0,平均定位误差为 3 个像素,定位算法的平均处理时间为 26 ms。处理速度可适用于空瓶检测机器人自动化生产线。

表 2 3 种定位算法的实验结果对比

Table 2 Comparison of experiment results of three location algorithms

	平均定位误差/像素	平均定位时间/ms
本文方法	3	26.0
最小二乘法	7	23.4
Hough 变换法	4	66.8

表 2 是分别使用本文定位方法与另外两种定位方法对 100 幅瓶底图像测试的实验结果对比。可以看出,本文方法在定位精度上平均定位误差为 3 个像素,定位精度最高。平均定位时间 26 ms,基本和速度最快的最小二乘法相同,但定位精度明显优于最小二乘法。这是因为最小二乘法在拟合圆时受到了瓶底缺陷和噪声的干扰,导致定位不准确。

表 3 是使用支持向量机对瓶底图像测试集的详细分类结果。由表 3 可知,对 5 种不同类型的瓶底缺陷,SVM 对内壁破损和环形针缺陷的识别率最高,达到 96.7%。

对瓶底气泡的识别率最低,为86.7%。总计平均分类识别率为92.7%。环形针的缺陷分类识别率较高的原因是环形针的轮廓特征鲜明,轮廓周长和区域面积特征一般变化不大,因此较好识别。内壁破损在图像中一般表现为较大的低灰度连通域,这类缺陷也比较容易识别。而对于瓶底气泡的识别效果较差,是因为瓶底气泡一般表现为细小的白色区域,面积小,灰度值大,灰度变化不明显,因此较难识别。结果也说明,样本特征的选取对分类器的分类识别效果有着至关重要的作用。

表3 SVM对测试集的分类结果

Table 3 The classification result of SVM on test set						
	样本数	成功检测数	漏检数	误检数	错检率/%	正检率/%
内壁破损	30	29	0	1	3.3	96.7
瓶底裂纹	30	27	1	2	10.0	90.0
瓶底气泡	30	26	3	1	13.3	86.7
瓶底结石	30	28	1	1	6.7	93.3
环形针	30	29	0	1	3.3	96.7
总计	150	139	5	6	7.3	92.7

表4是3种分类算法对相同的400幅瓶底图像缺陷分类检测的实验比较。结果表明,采用多特征输入的SVM的检测正确率高于其他两种分类算法,达到92.7%。BP神经网络法正检率不高原因主要是训练样本数量不够大,无法学习到能够进行较好分类缺陷的典型特征。随机森林法检测正确率不高,因为防滑纹边缘对检测结果的干扰大,易造成将完好瓶底误判为破损瓶底。

表4 3种分类方法的检测结果对比

Table 4 Comparison of test results of three classification methods						
	训练集	测试集	漏检数	误检数	正检率/%	检测时间/ms
SVM	250	150	5	6	92.7	63
BP神经网络	250	150	6	8	90.7	134
随机森林	250	150	8	9	88.6	118

5 结 论

本文在智能空瓶检测机器人的应用中,根据瓶底防滑纹的几何特征,获取防滑纹位置信息,将防滑纹作为圆拟合的输入像素点。提出一种改进的基于变权重随机圆拟合的瓶底定位算法,有效减少了光照不均、异物干扰等对瓶底中心定位的影响,定位精度更高。经过对多种分类算法性能的综合比较,提出采用多特征融合输入的支

持向量机算法结合径向基内核作为空瓶瓶底缺陷分类检测算法,基本解决了瓶底防滑纹对缺陷检测的干扰问题。考虑到算法对瓶底气泡缺陷区域识别率不是很高,下一步将进一步优化算法,提取更多有效特征以提高瓶底气泡缺陷的识别率。

参考文献

[1] 苏国营. 以LED点阵为特征的差动式视觉检测技术[J]. 电子测量技术, 2016, 39(2): 64-68.
SU G Y. Differential vision detecting technology based on LED array [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(2): 64-68.

[2] 周显恩, 王耀南, 朱青, 等. 基于机器视觉的瓶口缺陷检测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(5): 702-713.
ZHOU X EN, WANG Y N, ZHU Q. Research on defect detection method for bottle mouth based on machine vision [J]. Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(5): 702-713.

[3] 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.

[4] SHAFAIT F, IMRAN S M, KLETTE-MATZAT S. Fault detection and localization in empty water bottles through machine vision[C]. IEEE E-Tech, 2004: 30-34.

[5] AIGER D, TALBOT H. The phase only transform for unsupervised surface defect detection[J]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2010, 238(6): 295-303.

[6] 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.

[7] DUAN F. A machine vision inspector for beer bottle[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2007, 20(7): 1013-1021.

[8] 马思乐, 黄彬, 何仰洲, 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. Implementation of fast positioning for the bottom of bottle intelligent empty bottie inspection system [J]. Process Automation Instrumentation, 2012, 33(10): 39-41, 45.

[9] 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.
- [10] 俞龙江,杨英,孙圣和. 基于最小二乘拟合法的焊点形状检测[J]. 仪器仪表学报,2007,28(7): 1255-1258.
- YU L J, YANG Y, SUN SH H. Solder joint shape inspection using least square fitting[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2007,28(7): 1255-1258.
- [11] 黄志鸿,毛建旭,王耀南,等. 基于机器视觉的啤酒瓶口缺陷检测分类方法研究[J]. 电子测量与仪器学报,2016,30(6): 873-879.
- HUANG ZH H, MAO J X, WANG Y N, et al. Research on beer bottle defect classification detection method based on machine vision [J]. Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(6): 873-879.
- [12] 于晓东. 基于机器视觉的玻璃瓶在线检测算法研究与系统实现[D]. 武汉: 华中科技大学,2013: 33-37.
- YU X D. Research on algorithms of glass bottles on-line inspection based on machine vision and system implementation [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2013: 33-37.
- [13] 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 E, 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.
- [14] STEGER C, ULRICH M, WIEDEMANN C. Machine Vision Algorithms and Applications [M]. Newyork: Wiley-VCH, 2007.
- [15] 张文博,姬红兵,王磊. 一种自适应权值的多特征融合分类方法[J]. 系统工程与电子技术,2013,35(6): 1133-1137.
- ZHANG W B, JI H B, WANG L. Adaptive weighted feature fusion classification method [J]. Systems Engineering and Electronic, 2013,35(6): 1133-1137.
- [16] WANG F Q, ZUO W M, ZHANG L, et al. A Kernel classification framework for metric learning [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2013, 26(9): 1950-1962.
- [17] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A library for support vector machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems & Technology, 2011, 2(3): 1-27.
- [18] WU J X. Efficient HIK SVM learning for image classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012,21(10): 42-53.
- [19] 刘松松,张辉,毛征,等. 基于 HRM 特征提取和 SVM 的目标检测方法 [J]. 国外电子测量技术,2014,33(10): 38-41.
- LIU S S, ZHANG H, MAO ZH, et al. Detection method of HRM feature extraction and moving object based on SVM [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2014, 33(10): 38-41.

作者简介



范涛(通讯作者),1991年出生,湖南大学研究生,主要研究方向为数字图像处理与机器视觉。

E-mail:454523440@qq.com

Fan Tao was born in 1991, received B. Sc. from Hunan University in 2015. Now he is M. Sc. candidate in Hunan University. His present research interest includes digital image processing and computer version.



朱青,1968年出生,2008年于湖南大学获得博士学位,现为湖南大学副教授、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:zhuqingbn@126.com

Zhu Qing was born in 1968, received Ph. D. from Hunan University in 2008. Now she is an associate professor and Ph. D. supervisor in Hunan University. Her main research direction is network and communication technology, and voice and image processing.