

# 基于平均模板法的锆管坡口异物视觉检测研究

刘坚,董力成,索鑫宇

(湖南大学 汽车车身先进设计制造国家重点实验室,湖南 长沙,410082)

**摘要:**针对人工检测锆管内外壁坡口异物存在的效率低、准确度差等问题,设计了一种基于平均模板法的锆管坡口异物视觉检测方法.该方法采用复合光源对锆管内外壁坡口圆锥面进行成像,并对所获图像进行插值展开,基于阈值设定进行列像素灰度值的相似性比较与替换,进而设计出坡口无异物状态的平均模板,通过模板与实拍检测图像的差分定位疑似异物,最后根据实际判据规则进行异物识别.实验测试及企业应用表明,该方法能有效检测出锆管坡口处的小尺寸异物,准确度可达 99.6%,检测效率为 1.84 s/根,相应装备在企业运行良好.

**关键词:**机器视觉;锆管;缺陷;模版匹配

**中图分类号:**TP391

**文献标志码:**A

## Study on Visual Detection of Foreign Matter in Groove of Zirconium Tube Based on Average Template Method

LIU Jian, DONG Licheng, SUO Xinyu

(State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacturing for Vehicle Body,  
Hunan University, Changsha, 410082, China)

**Abstract:** In order to solve the problems of poor accuracy and low efficiency in manual detection of foreign matters in the internal and external wall groove of zirconium tube, a visual detection method based on the average template is proposed in the paper. In this method, compound light source is used to image the conical surface of the groove on the inner and outer walls of zirconium tube, and the obtained image is unfolded into rectangle image. Based on the threshold setting, the similarity comparison and replacement of the gray value of the column pixels are carried out, and then the average template of the groove without foreign matters is designed. The suspected foreign matters are located by the difference detection between the template and the real image. Finally, the foreign matters are identified according to the actual criterion rules. Experimental test and enterprise application show that the method can effectively detect the small size foreign matters in the groove of zirconium tube, with an accuracy of 99.6%, and an detection efficiency of 1.84 s/piece, and the corresponding equipment runs well in the enterprise.

**Key words:** machine vision; zirconium tube; defects; template matching

\* 收稿日期: 2020-02-06

基金项目: 国家科技部中日科技合作专项(2017YFE0128400), China-Japan Science and Technology Joint Committee of the Ministry of Science and Technology of the People's Republic of China(2017YFE0128400); 国家科技部创新方法工作专项(2016IM030300), the Innovation on working methodology of the People's Republic of China(2016IM030300); 长沙市科技重大专项(kq1804005), Key Project of Science and Technology of Changsha(kq1804005)

作者简介: 刘坚(1975—), 男, 湖南长沙人, 湖南大学教授, 博士生导师

† 通讯联系人, E-mail: liujian@hnu.edu.cn

装载核燃料的薄壁锆管是重水堆核燃料元件的重要组成部分。为保证核燃料元件的密封性,需在锆管两端焊接端塞,因此锆管内外壁均进行 $120^\circ$ 倒角作为焊接坡口。由于锆管两端内外壁坡口质量直接影响焊接品质进而影响核电反应的安全可靠性,因此在焊接前对内外坡口进行缺陷检测极为必要。实际生产中,依附于锆管内外壁坡口处的异物是锆管坡口最为常见的一种缺陷。根据来源不同,锆管异物大体分为两类:一类是坡口车削过程中残留在管壁上的锆屑,另一类则为人工搬运过程中沾附的手套针织纤维。这两种异物均易造成焊缝中存在裂痕,当裂痕足够大时,将严重影响焊缝强度和密封性,使核燃料存在泄漏通道,直接影响核反应的安全可靠性。

目前,锆管坡口处异物检测方式为人工抽检,由于两类坡口异物均较为细小,肉眼难以辨别,因此坡口异物人工检验具有准确率低、效率低等缺点,无法满足核燃料元件自动化生产的节拍需要。为在保证核燃料元件制造品质的基础上进一步提升生产效率,对锆管坡口异物进行在线自动全检,以实现坡口异物的精确高效检测,具有极为重要的工程应用价值。

近年来,机器视觉的快速发展为缺陷在线检测提供了新的思路,并取得了一定进展。针对电机铜排表面毛刺缺陷,范剑英等人<sup>[1]</sup>使用形态学算法去除毛刺获得无缺陷模板,利用模板匹配方法判定缺陷;针对高反光金属表面缺陷,刘婷婷等人<sup>[2]</sup>改进Zernike矩算法提取缺陷亚像素边缘并分割缺陷轮廓,通过计算连通区域的几何参数及全局信息熵以判定缺陷;针对水果表面缺陷,Zhang等人<sup>[3]</sup>将C均值算法与非线性规划遗传算法结合以分割疑似缺陷图像,使用主成分分析法判定缺陷;针对光伏元件表面缺陷,Akram等人<sup>[4]</sup>采用电致发光成像法拍摄光伏元件图像,使用高斯滤波算法对图像进行去噪处理,然后将处理后图像输入卷积神经网络以判定缺陷。

针对锆管坡口表面缺陷视觉检测,近年来研究较少,仅有Guo等人<sup>[5]</sup>使用卷积神经网络的方法对锆管表面划痕进行了检测。锆管为薄壁管状零件,待测内外壁坡口均为小面积的圆锥曲面。近年,针对曲面的表面缺陷检测主要进展如下:陈昊等人<sup>[6]</sup>对基于图像光流方法的轴承圆锥滚子外壁的缺陷检测进行了研究,根据缺陷区域光流值与其它背景区域的差异性,生成伪彩色图像,实现缺陷区域的粗略定位,再对局部缺陷图像进行二值化处理,分割出缺陷区域;赵妍等人<sup>[7]</sup>针对玻璃瓶瓶口的缺陷检测进行了研究,

将瓶口圆环状图像展开成矩形图像后,对展开后的矩形图像进行裁剪拼接,再基于改进HOG算法提取图像各区域特征,最后采用支持向量机进行缺陷分类。

基于重水堆核燃料锆管坡口异物检测的精度和效率要求,本文提出了一种基于平均模板的锆管坡口异物视觉检测方法,并予以实验对比验证,最后应用于企业锆管坡口缺陷在线检测设备中。该方法采用复合光源成像,通过插值的方法将锆管圆环形坡口图像展开为矩形图像,根据展开后图像的相似性构建平均模板,将模板图像与展开后的原图像进行图像差分,根据实际生产需求制定规则对疑似异物区域进行筛选,最后确定异物在原始图像中的位置及大小。

## 1 检测对象概述及成像方案设计

### 1.1 检测对象及技术要求

重水堆核燃料棒的棒身为薄壁空心锆合金管,如图1所示,其长度487 mm,直径13.1 mm,壁厚0.38 mm,两端内外壁均开有 $120^\circ$ 倒角作为焊接坡口,该坡口即为本文检测对象。

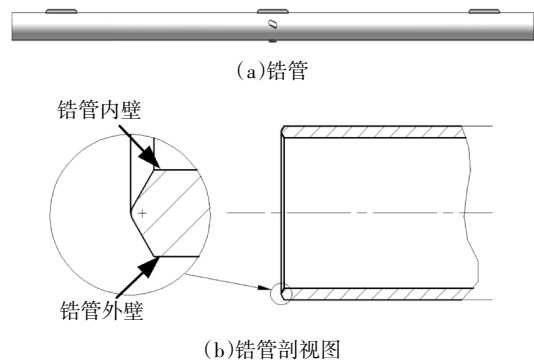


图1 锆管

Fig.1 Zirconium tube

生产单位对坡口异物检测技术要求如下:坡口检测节拍为10 s/根,检测精度为0.01 mm,检测准确率大于99%。

### 1.2 成像方案

由于锆管内外壁坡口表面相对其轴线均存在 $120^\circ$ 的倾斜角度,且异物常依附于坡口内外边缘,采用普通打光方式无法体现出异物轮廓,因此成像方案应使坡口边缘异物在图像中清晰可见,方便算法识别。根据生产单位对坡口异物检测精度、节拍、效率的要求,本文采用了基于同轴-环形光相结合的复合光源锆管端面成像方案。

采用 50 mm 定焦镜头进行成像,由于视野较大,可将整个坡口端面纳入一张图像中,使异物更为突显,同时使用环形光和同轴光进行打光,使整个铅管内外壁坡口面及异物均处于高亮状态.该方案成像时间约为 1 s/根,像素精度约为 0.005 mm,成像环境实验模型如图 2(a)所示,设备实物图如图 2(b)所示.

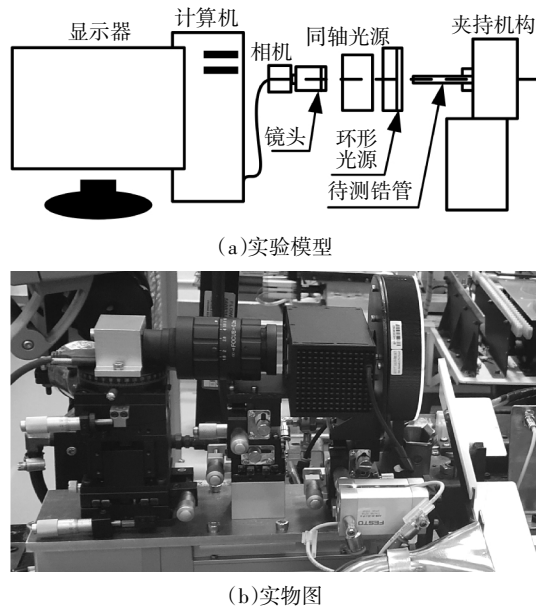


图 2 成像方案示意图

Fig.2 Schematic diagram of imaging scheme

图 3 为拍摄获得图像,从图中可以看出,该成像条件下,内外壁坡口锥面及端面呈现为圆环形,则将坡口内外壁锥面异物检测转化为高亮圆环内外壁异物检测.

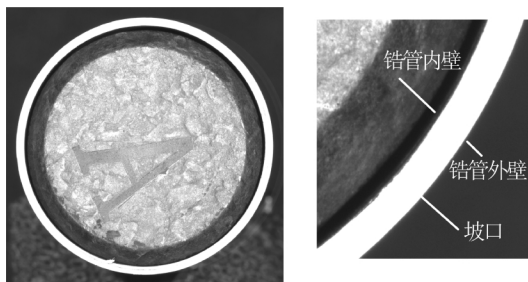


图 3 成像结果及其局部放大图

Fig.3 Imaging result

确定成像方案后,在生产过程中依次从两端面对铅管坡口进行成像,确定异物在该成像条件下的表现形态.由前文可知,异物主要分为铅屑和织物纤维两类,其中铅屑在图像中表现为粗长条,依附于坡口内外壁,如图 4(a)(b)所示;织物纤维表现为细长条,同样依附于坡口内外壁,如图 4(c)(d)所示.

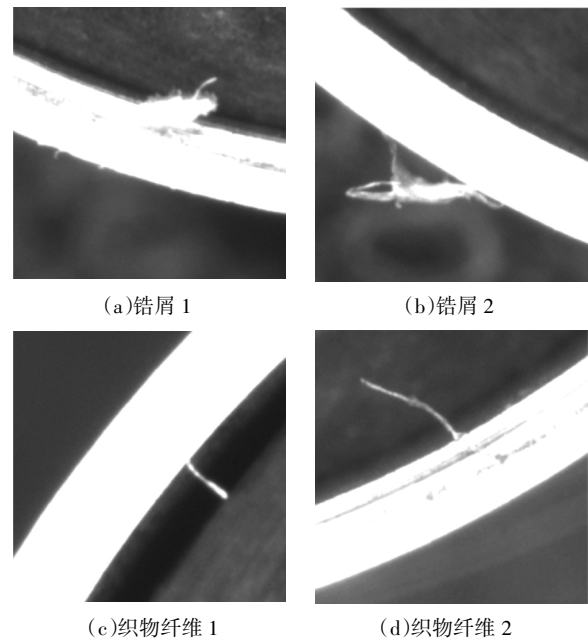


图 4 两类坡口异物

Fig.4 Two kinds of groove foreign matter

## 2 基于平均模板法的铅管坡口异物检测方法

基于平均模板法的铅管坡口异物检测方法主要思路如下:首先,采用形态学及二值化方法确定坡口圆环位置,以提取感兴趣区域 (Region of interest-ROI),并使用双线性插值方法将圆环形 ROI 展开为矩形,再根据展开后图像,使用平均模板法构建无异物图像,求取展开图与模板的差分图像,并根据规则对疑似异物进行筛选;最后计算出异物在原始图像中的位置及其内切椭圆,便于可视化.

### 2.1 流程图

本文算法流程图如图 5 所示:

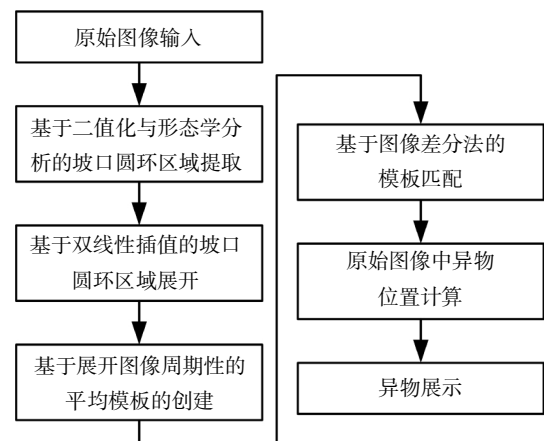


图 5 算法流程图

Fig.5 Algorithm flow chart

## 2.2 ROI 提取

### 2.2.1 图像预处理

由于铅管形貌及直线度差异,其端面坡口圆环在图像中的位置不尽相同,为便于感兴趣区域的确定及后续计算,需先定位坡口圆环的位置.

本文定位算法首先采用拉普拉斯算子进行滤波处理,去除微小噪声,锐化图像边缘,为后续轮廓提取做准备,如图 6(b)所示;图像中铅管端面背景灰度值差异较大,因此采用二值化提取高亮圆环,并提取内外圆环轮廓长度  $l_{inner}$  和  $l_{outer}$ ;由于坡口圆环轮廓近似为一个正圆,可将其重心作为圆心,则可计算出圆环重心即圆心坐标  $(x_c, y_c)$ . 圆心坐标与外圆轮廓点  $g(x, y)$  距离的平均值可视为外圆半径  $r_{outer}$ . 同理,可根据内圆轮廓求出内圆半径  $r_{inner}$ ,提取的内外圆环轮廓与圆心位置如图 6(c)(d)所示.

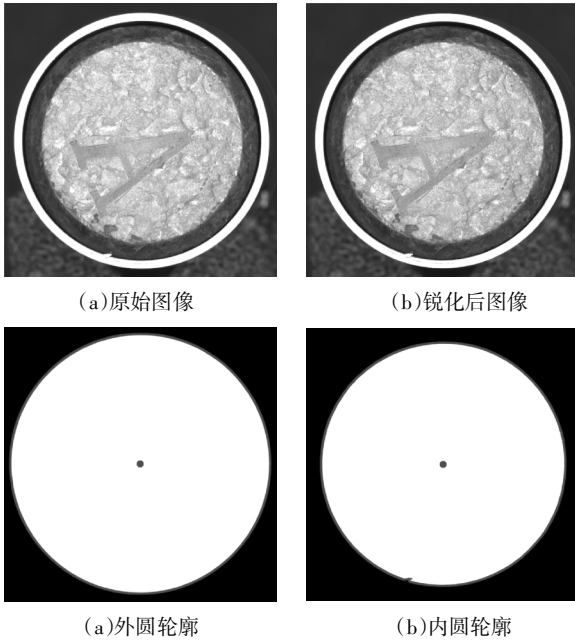


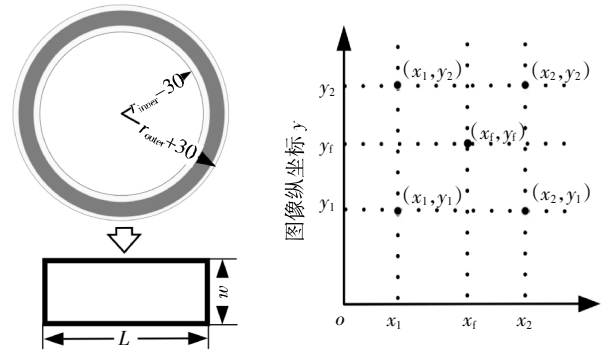
图 6 图像预处理过程

Fig.6 Process diagram of image preprocessing

### 2.2.2 基于双线性插值的铅管坡口圆环区域展开

由于成像环境下,图像中坡口厚度为 70 个像素左右,如图 6(a)所示,ROI 仅占成像图比例为 5%,若对整张图片进行图像处理,不仅耗时较长,且不利于异物特征提取.目前,圆环类零件提取 ROI 方法可分为两类:一类直接在原图像上进行检测<sup>[8-9]</sup>.这类方法处理简便,适合精度要求较低,检测效率要求较高的零件的缺陷检测;另一类则将圆环区域展开成矩形区域之后,再进行检测<sup>[6,10-11]</sup>,该方法耗时较长,适合精度要求较高的零件的缺陷检测.由于坡口异物细小,

检测精度要求相对较高,且圆环内外径相差较小,将其展开成矩形后图像不会存在较大失真.基于此,本文采用圆环展开的方式以提取待检测坡口区域,自圆心处引一线段按固定步长扫过圆环区域,统计每次扫过圆环区域内像素点的坐标,使用双线性插值的方法计算出各点灰度值,展开过程如图 7(a)所示.首先需对展开后矩形图像的长度和宽度进行选择.若该数值选择过大,图像被拉伸,其特征被淡化不易识别;反之,数值选择过小,则图像被压缩,易导致细小坡口异物在图中无法体现.基于此,为保证展开前后尺度的统一性,便于后续异物判定标准的制定,展开后图像长度尽量与原始图像中  $l_{inner}$  或  $l_{outer}$  相等.若使用  $l_{inner}$  作为展开后长度,则展开后靠近外圆部分图像被压缩,当某细小异物恰好处于该位置时,其展开后轮廓变得不明显,不利于后续识别工作.因此,本文中采用  $l_{outer}$  作为展开后矩形长度.



(a) 展开过程示意图

(b) 双线性插值原理

图 7 基于双线性插值算法的坡口区域展开原理图

Fig.7 Schematic diagram of groove region expansion based on bilinear interpolation algorithm

最终展开后图像长度  $len$  及宽度  $wid$  取值为:

$$L = l_{outer} \quad (1)$$

$$w = r_{outer} - r_{inner} + 2s \quad (2)$$

式中:  $s$  为放大参数. 为让异物被包含于展开后图片,展开后图像宽度应略大于管壁厚度,而坡口异物长度在图像上通常不超过 25 个像素,本文取  $s = 30$ .

确定展开后图像长宽之后,需计算展开后图像各点在原图像中的位置.根据圆的极坐标公式,展开后矩形图像第  $j$  行第  $k$  列 ( $1 \leq j \leq L, 1 \leq k \leq w$ ) 的点  $(x_{jk}, y_{jk})$  在圆环图像  $f(x, y)$  中的坐标为  $(x_i, y_i)$ ,其中,

$$x_i = x_c + \left( r_{inner} - \frac{s}{2} + j \right) \cos \theta_k \quad (3)$$

$$y_i = y_c + \left( r_{inner} - \frac{s}{2} + j \right) \sin \theta_k \quad (4)$$

最后则需使用插值方法计算出各点灰度值,综合考虑插值精度与效率双重因素,本文选择使用双线性插值的方法,其主要思想如图 7(b)所示。

插值点 $(x_i, y_i)$ 的灰度值由其四邻域 $(x_1, y_1), (x_1, y_2), (x_2, y_1), (x_2, y_2)$ 的灰度值加权决定,各点的权重由其距 $(x_i, y_i)$ 的距离决定,距离越远,权重越大。展开后图像 $g(x, y)$ 中各像素灰度值为:

$$g(x_{jk}, y_{jk}) = (f(x_1, y_1)) \times \frac{(x_2 - x_i)(y_2 - y_i)}{(x_2 - x_1)(y_2 - y_1)} + (f(x_2, y_1)) \times \frac{(x_i - x_1)(y_2 - y_i)}{(x_2 - x_1)(y_2 - y_1)} + (f(x_1, y_2)) \times \frac{(x_2 - x_i)(y_i - y_1)}{(x_2 - x_1)(y_2 - y_1)} + (f(x_2, y_2)) \times \frac{(x_i - x_1)(y_i - y_1)}{(x_2 - x_1)(y_2 - y_1)} \quad (5)$$

其中 $(x_1, y_1), (x_1, y_2), (x_2, y_1), (x_2, y_2)$ 为在原始图像中与 $(x_i, y_i)$ 相邻的四个像素,如图 7(b)所示。

坡口圆环展开效果如图 8(b)所示,对比原图像与展开后图像异物区域,异物形貌并未发生明显的拉伸与压缩。

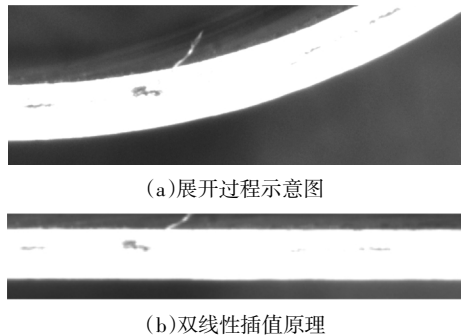


图 8 图像预处理过程铅管坡口图像展开效果图(局部)  
Fig.8 Image expansion result (local)

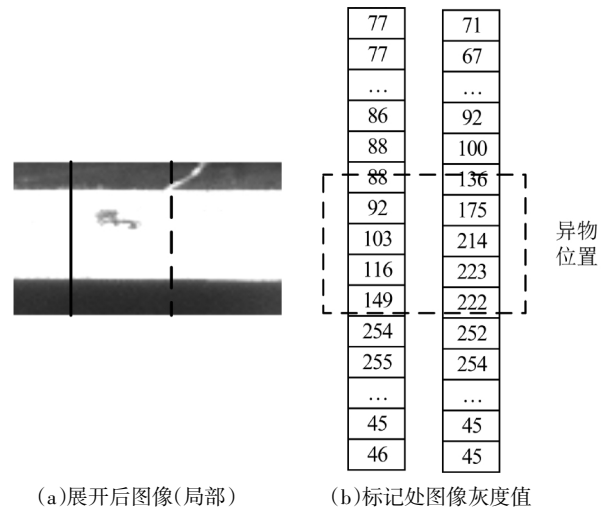
### 2.3 平均模板设计

展开后图像中坡口呈现条带状,近年来,针对此类条带状对象的视觉检测研究有:针对条带液晶面板表面缺陷, Tsai 等人<sup>[10]</sup>利用一系列图像左右两侧具有相同的周期性的先验条件,采用独立成分分析的方法,参考周期性正常一侧图像,将另一侧图像中的异常部分还原,从而构建出无缺陷图像,再使用模板匹配的方法定位缺陷。针对钢轨的表面缺陷,闵永智等人<sup>[11]</sup>采用改进的双边滤波算法对图像进行滤波后,将滤波后图像与原图像相减获得差分图像,再筛选获得钢轨缺陷位置;针对玻璃瓶瓶口缺陷,周显恩等人<sup>[12]</sup>先将其展开成矩形,使用均值滤波方法对展开后的长条状瓶口图像处理,得到模板图像,对模板图像与原图像进行了图像差分操作,以定位缺陷位置;

针对金属圆环垫片表面的缺陷检测,陈至坤等人<sup>[13]</sup>同样将圆环垫片图像展开成矩形,再根据展开后圆环图像各列宽度判断有无缺陷。

由于在本文成像环境下,展开后图像中每一列灰度变化未体现出连续的周期性,故无法根据每一列自身周期变化还原无缺陷状态,且坡口及异物均呈现高亮状态,无较大灰度差异,无法根据背景与异物灰度差异性检测出异物,因此文献[5-6, 9-10]的方法不适用于本文情况。文献[12-13]中方法原理上可用于本文中铅管坡口的异物检测。综上所述,本文借鉴文献[11-12]构建模板的基本思想,通过算法对展开后图像进行处理,得到无异物的模板再进行模板匹配的方法对展开后坡口图像进行检测。

研究时观察展开后的矩形图像,如图 8(b)所示,可知:展开后图像中,内外壁坡口呈现为均匀高亮条带,从上到下依次为“暗-亮-暗”状态分布,图像相邻列间有明显的相似性,管壁异物分布在条带两侧,亦呈现高亮状态,其余背景部分则为暗色。如图 9 所示,图像中的每一列与它相邻列高度相似,异物所在列(如图 9 中虚线列)的异物位置处的灰度值有较大增加,除此之外异物所在列各行灰度值与无异物列差异较小(如图 9 中实线列)。



(a) 展开后图像(局部) (b) 标记处图像灰度值

图 9 展开后铅管异物处灰度值差异  
Fig.9 Gray value difference at foreign body

对于图像中有异物存在的某列,可将异物所在行的灰度值,替换为其临近列在该行灰度值的平均值,即可抵消异物对该列灰度值的影响。以此类推,对图像每一列均进行上述“求平均比较”运算,将所计算出的“无异物列”进行拼接,即可构建出“平均模板”,将此模板与原图像相减,即可获得异物在图像中的位置。以上即为基于平均模板法的铅管端面坡

口异物视觉检测算法中平均模板法的基本思路,其关键步骤如下:

对于图像  $g(x,y)$  每列各像素,计算出其周向前后  $q$  列像素平均值,将其与原始值作比较,若差异超过某一设定阈值  $\alpha_1$ , 则将该平均值赋予模板  $h(x,y)$  在该位置的灰度值,即

$$\bar{g}_2(x,y) = \frac{\sum_{i=x-q}^{x+q-1} g_2(i,y)}{2m} \quad (6)$$

$$h(x,y) = \begin{cases} \bar{g}_2(x,y), & \bar{g}_2(x,y) - g_2(x,y) < \alpha_1 \\ g_2(x,y), & \bar{g}_2(x,y) - g_2(x,y) \geq \alpha_1 \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\bar{g}_2(x,y)$  为  $(x,y)$  前后  $q$  列算出的平均值,综合考虑效率与精度,通常取  $q = 800$ , 而  $\alpha_1$  则为异物与无异物位置灰度差异阈值,经试验通常取  $\alpha_1 = 50$ .

按照上述方法,获得平均模板  $h(x,y)$ ,如图 10(b)所示,可知:该平均模板较好地还原了无异物的锆管坡口图像。

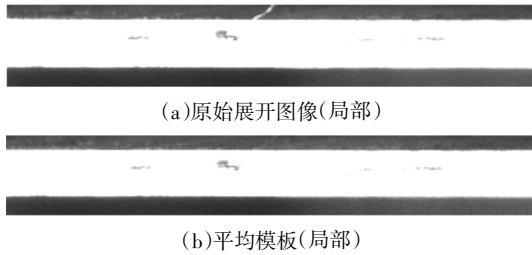


图 10 平均模板法的基本原理  
Fig.10 Average template renderings

## 2.4 模板匹配

将展开后图像与平均模板  $h(x,y)$  做差,可得差分图像  $p(x,y)$ ,采用形态学方法去除微小噪声影响,找出余下的连通区域  $D_s$ , 这些区域即为疑似异物区域。

确定疑似异物区域后,需要对其是否为异物进行判断,思路如下:提取特征,设定阈值,其特征种类与阈值由实际生产情况决定,包括但不限于以下几种:异物长度  $L_s$ (周向)、异物宽度  $W_s$ (径向)、平均灰度  $R_s$ 、最小灰度  $T_s$  等. 仅当全部特征均满足异物要求时,该连通区域才被认定为异物区域. 异物的识别位置如图 11(b)所示。

此外,由于在本文进行圆环展开使用锆管外壁长度作为基准,展开后矩形图像中,锆管不同位置处的异物会存在压缩与拉伸:对于依附在锆管外壁的异物,长度压缩约为 2%,对于依附在锆管内壁的异物,长度拉伸约为 7%. 故在缺陷判定前,需根据位置对异物的长度进行补偿,对于依附于外壁与内壁上

的异物,分别将其长度在原始长度的基础上乘以 0.98 与 1.07.

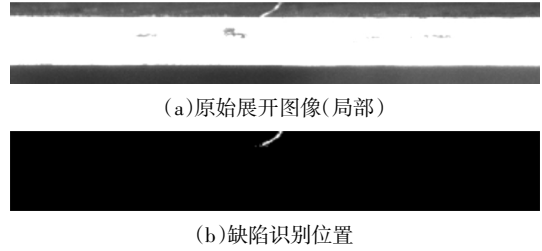


图 11 锆管坡口展开图异物定位  
Fig.11 Foreign matter location

## 2.5 异物原始位置计算

由于上述异物判定均在展开图像中进行,需要确定异物在原始图像中的位置并加以标注,以便质检人员查看,本文目前采用的方法是在原图中用椭圆将异物圈出(图 12),其主要步骤如下:确定异物连通区域  $D_s$  在展开图像中的位置,即起始列  $col_h$ ,终止列  $col_b$ ,起始行  $row_h$ ,终止行  $row_b$ ,由于圆心已知,则可根据圆的极坐标方程计算出椭圆长轴两顶点  $A(x_a, y_a)$  与  $B(x_b, y_b)$  的坐标,其中

$$x_a = x_c + \left(r_{inner} + \frac{row_b + row_h}{2}\right) \cos\left(\frac{2\pi \times col_h}{l_{inner}}\right) \quad (8)$$

$$y_a = y_c + \left(r_{inner} + \frac{row_b + row_h}{2}\right) \sin\left(\frac{2\pi \times col_h}{l_{inner}}\right) \quad (9)$$

$$x_b = x_c + \left(r_{inner} + \frac{row_b + row_h}{2}\right) \cos\left(\frac{2\pi \times col_b}{l_{inner}}\right) \quad (10)$$

$$y_b = y_c + \left(r_{inner} + \frac{row_b + row_h}{2}\right) \sin\left(\frac{2\pi \times col_b}{l_{inner}}\right) \quad (11)$$

则椭圆参数方程为( $\beta_p$  为椭圆倾斜角):

$$\begin{cases} x = \frac{x_a + x_b}{2} + a_p \cdot \cos\beta_p \cdot \cos\theta - b_p \cdot \sin\beta_p \cdot \sin\theta \\ y = \frac{y_a + y_b}{2} + a_p \cdot \sin\beta_p \cdot \cos\theta - b_p \cdot \cos\beta_p \cdot \sin\theta \end{cases} \quad (12)$$

$$\beta_p = \tan^{-1} \frac{x_b - x_a}{y_b - y_a} \quad (13)$$

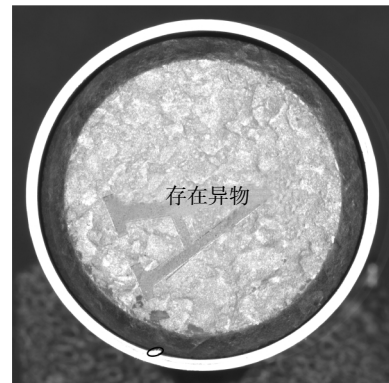


图 12 锆管原图异物检测定位结果  
Fig.12 Foreign matter detection results in the original image

### 3 实验结果与分析

为验证本文铅管端面坡口异物检测算法的可行性与优越性,采用 500 张铅管端面成像图片进行测试,其中包含 400 张无异物端面坡口图片,50 张沾有织物纤维的坡口照片,50 张沾有铅屑坡口照片,硬件环境为 i5-8400 处理器、4G 内存,软件环境为 Matlab. 由 2.3 小节可知,对于本文中展开后的图像的异物识别,可借鉴方法为文献[12]与文献[13]中的方法. 为验证圆环展开方法提取 ROI 技术路线的优越性,使用文献 [8] 中直接在原图像中使用图像掩模提取 ROI 的方法作为对比. 分别将本文算法、文献 [8] 算法、文献[12]算法与文献[13]算法应用于铅管坡口异物检测,从检测准确性和耗时两方面进行比较,结果如表 1 所示.

表 1 异物检测结果统计表

Tab.1 Statistical table of foreign body detection results

算法类型	异物类型	实际数目	检出数目	准确率 /%	总准确率 /%	耗时/s
本文算法	铅屑	50	50	100	99.4	1.84
	织物纤维	50	47	94		
	无异物	400	400	100		
文献[8]算法	铅屑	50	49	98	90	1.19
	织物纤维	50	10	20		
	无异物	400	391	97.75		
文献[12]算法	铅屑	50	48	96	96.4	1.91
	织物纤维	50	40	80		
	无异物	400	394	98.5		
文献[13]算法	铅屑	50	29	58	86.8	1.32
	织物纤维	50	5	10		
	无异物	400	400	100		

由表 1 可知,本文算法对铅管端面坡口异物识别平均准确率为 99.4%,其中对铅屑和无异物图像识别率高达 100%,平均耗时 1.84 s,完全可以满足生产企业实际生产节拍及精度的要求.

文献[8]算法对无异物图像和铅屑识别准确率均可达 98%左右,但对织物纤维图像无法实现有效识别. 图 13(a)为文献[12]算法图像掩模后区域,图 13 (b)、(c)、(d)为图 13(a)中虚线框处放大图,区别在于使用的形态学图像腐蚀方法中结构元素的大小不同,分别为 1×1、2×2 及 4×4. 文献[8]算法圆形掩模板

构建的过程中使用了形态学方法,由于掩模板边缘与铅管边缘契合度不高,坡口内外壁边缘部分便成为噪声,对识别造成干扰,如图 13(b)、(c)、(d)所示,椭圆虚线框出噪声部分面积及亮度与正圆虚线框出的实际异物部分相差不明显,即使使用较大的结构体对图像进行腐蚀,也无法消除这种干扰,因此在参数设置保证尽量不对无缺陷图像造成误识别的情况下,文献[8]算法对存在织物纤维的图像识别效果较差.

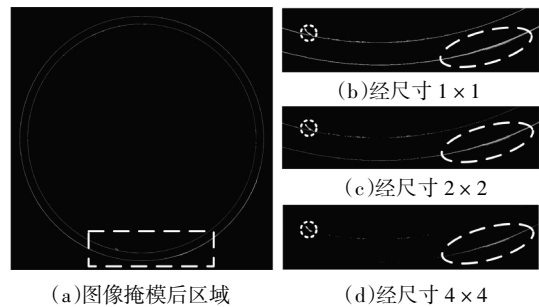


图 13 文献 8 算法图像掩模后区域及腐蚀后结果

Fig.13 Region after image masking

文献[12]算法对铅屑和无异物图像识别效果较好,准确率超过 90%,但对织物纤维识别效果稍差,仅为 80%,且耗时高,达不到技术要求. 究其原因,由于均值滤波会使模板中坡口边缘模糊,如图 14 所示,而织物纤维亮度较低,轮廓不明显,易在差分图像中被忽略.

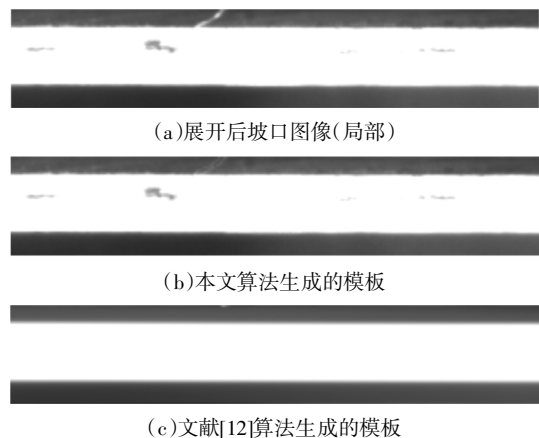


图 14 两种方法生成的模板图像铅管原图异物检测定位结果

Fig.14 Template image generated by two method

文献[13]算法对参数设置要求较高,在保证不对无异物图像造成误检的前提下,算法无法准确识别出铅屑与织物纤维,识别准确率仅为 58%与 10%. 究其原因,文献[13]算法的检测对象是展开后瓶口图像

的断裂,而断裂对灰度累加值梯度的影响远比异物大,且倾斜角度较小,亮度较低异物的出现不会对列向累加值造成明显影响,由于铈管壁厚公差较大、管口圆度不高等原因,进行列向累加后各列累加值波动偏大,异物造成波动在其中则变得较为不明显。

## 4 结 语

针对铈管端面坡口异物检测的工程问题,本文采用基于同轴-环形光相结合的复合光源铈管端面成像方案,提出了基于平均模板的铈管坡口异物检测方法。

验证结果表明,本文提出的检测方案可实现铈管端面坡口异物非接触、高效率检测。

集成本文算法的坡口异物在线检测设备已经于2019年年初在中国核工业集团某核元件工厂投入使用。运行以来,共检测铈管13 000余根,检测准确率可达99.6%,获得了生产部门和质检部门的高度认可。另外,本文所述方案有望推广应用至其它具有圆弧形特征产品的缺陷检测领域,如酒瓶、管道等。

## 参 考 文 献

- [1] 范剑英,刘力源,赵首博. 电机铜排表面毛刺缺陷检测技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3): 14—22.  
FAN J Y, LIU L Y, ZHAO S B. Research on detection technology of burr defects in motor copper[J]. Chinese Journal of Science and Instruction, 2019, 40(3): 14—22. (In Chinese)
- [2] 刘婷婷,王培光,张娜. 基于Zernike矩亚像素的高反光金属工件缺陷检测[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(12): 130—137.  
LIU T T, WANG P G, ZHANG N. Subpixel defect detection in highly reflective workpieces based on zernike moments[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(12): 130—137. (In Chinese)
- [3] ZHANG W, HU J, ZHOU G, *et al.* Detection of apple defects based on the FCM-NPGA and a multivariate image analysis[J]. IEEE Access, 2020, 8: 38833—38845.
- [4] AKRAM M W, LI G, JIN Y, *et al.* CNN based automatic detection of photovoltaic cell defects in electroluminescence images[J]. Energy, 2019, 189: 116319.
- [5] GUO Z P, WU Z W, LIU S, *et al.* Defect detection of nuclear fuel assembly based on deep neural network [J]. Annals of Nuclear Energy, 2020, 137: 107078.
- [6] 陈昊,张奔,黎明. 基于图像光流的轴承滚子表面缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(6): 199—206.  
CHEN H, ZHANG B, LI M, *et al.* Surface defect detection of bearing roller based on image optical flow [J]. Chinese Journal of Science and Instruction, 2018, 39(6): 199—206. (In Chinese)
- [7] 赵妍,朱泽民,董蓉,等. 基于改进HOG特征的瓶口缺陷检测算法[J]. 现代制造工程, 2019(1): 126—131.  
ZHAO Y, ZHU Z M, DONG R, *et al.* Inspection algorithm of bottle defects based on improved HOG characteristics[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2019(1): 126—131. (In Chinese)
- [8] LIU Y, YU F. Automatic inspection system of surface defects on optical IR-CUT filter based on machine vision[J]. Optics & Lasers in Engineering, 2014, 55: 243—257.
- [9] 王柯赛,张洪. 机器视觉在厚壁钢管端面缺陷检测中的应用[J]. 机电工程技术, 2019, 48(2): 52—57.  
WANG K S, ZHANG H. Application of Machine Vision in Detecting the Defects of the End Face of Thick-wall Steel Tube[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2019, 48(2): 52—57. (In Chinese)
- [10] TSAI D M, LAI S C. Defect detection in periodically patterned surfaces using independent component analysis [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(9): 2812—2832.
- [11] 闵永智,岳彪,马宏锋,等. 基于图像灰度梯度特征的钢轨表面缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4): 221—229.  
MIN Y Z, YUE B, MA H F, *et al.* Detection algorithm for the burr of ice cream bar based on regional Growth[J]. Chinese Journal of Science and Instruction, 2018, 39(4): 221—229. (In Chinese)
- [12] 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 E, WANG Y N, ZHU Q, *et al.* Research on defect detection method for bottle mouth based on machine vision [J]. Journal of Electronic Measurement and Instruction, 2016, 30(5): 702—713. (In Chinese)
- [13] 陈至坤,韩斌,王福斌,等. 基于视觉技术的圆环外观缺陷检测算法研究[J]. 机床与液压, 2016, 44(17): 98—101.  
CHEN Z K, HAN B, WANG F B, *et al.* Research on inspecting the appearance defects of ring based on vision technology [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2016, 44(17): 98—101. (In Chinese)