

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905398

# 滚动轴承保持架缺陷的图像处理及模式识别方法研究\*

郝勇<sup>1</sup>, 耿佩<sup>1</sup>, 温钦华<sup>2</sup>, 吴文辉<sup>1</sup>

(1. 华东交通大学机电与车辆工程学院 南昌 330013; 2. 中车株洲电力机车研究所有限公司 株洲 412001)

**摘要:** 轻系列滚动轴承保持架由于兜孔直径小、两半保持架之间钉孔距离相对较大等因素导致在铆压过程中易出现变形, 造成铆压歪斜缺陷。为此, 本文提出了基于图像纹理特征的模式识别方法用于保持架歪斜缺陷的准确识别。首先, 改进了轴承图像归一化展开算法, 实现了轴承图像展开起点的自动优化选择以避免误分割保持架、铆钉和滚动体; 其次, 设计了轴承图像保持架区域定位分割算法, 准确分离出 7 个保持架区域; 最后, 分别提取保持架区域的 Hu 矩和旋转不变均匀局部二值模式 ( $LBP_{P,R}^{riu2}$ ) 作为纹理特征, 并结合 PCA 降维方法构建轴承保持架缺陷识别的 SVM 分类模型。结果表明, 基于 Hu 矩和  $LBP_{P,R}^{riu2}$  的 SVM 模型的正确识别率分别为 85% 和 100%。因此, 轴承  $LBP_{P,R}^{riu2}$  特征结合 SVM 模型对轴承保持架歪斜缺陷具有较好的识别效果。该方法有望为滚动球轴承保持架铆压工艺缺陷的自动识别提供参考。

**关键词:** 保持架歪斜缺陷; 图像归一化展开; 定位分割; Hu 矩; 旋转不变均匀 LBP

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

## Research on image processing and pattern recognition of skew defect of antifriction bearing cage

Hao Yong<sup>1</sup>, Geng Pei<sup>1</sup>, Wen Qinhu<sup>2</sup>, Wu Wenhui<sup>1</sup>

(1. School of Mechatronics & Vehicle Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China;  
2. CRRC Zhuzhou Institute Co., Ltd., Zhuzhou 412001, China)

**Abstract:** Light series antifriction bearing cages are prone to deformation during the riveting process due to the small diameter of pockets and the relatively large nail hole distance between the two halves, resulting in the defects of riveting skew. Therefore, this paper proposed a pattern recognition method based on image texture features for the accurate identification of cage skew defects. Firstly, a bearing normalization expansion algorithm was improved, which realized the automatic optimization of the starting point of the expansion to avoid mis-segmentation of the cages, rivets and rolling elements. Secondly, a bearing image cage localization and segmentation algorithm was designed, and 7 cage regions were accurately separated. Finally, the Hu moment and rotation invariant uniform local binary pattern ( $LBP_{P,R}^{riu2}$ ) were extracted separately as texture features, and the classification model was constructed by combining PCA and SVM. The results showed that the correct recognition rate of the SVM model based on Hu moment and  $LBP_{P,R}^{riu2}$  were 85% and 100% respectively. Therefore, the  $LBP_{P,R}^{riu2}$  feature combined with the SVM model has a good recognition effect on the bearing cage skew defect. This method was expected to provide a reference for the automatic identification of the defects in the antifriction bearing cage riveting process.

**Keywords:** cage skew defect; image normalization expansion; localization and segmentation; Hu moment; rotation invariant uniform LBP

## 0 引言

轴承作为机械装备中最常见的基础零件用于减少

摩擦和支撑旋转。近年来, 国内滚动轴承的产量维持在 190 亿套/年以上且需求量较大。滚动轴承在其制造和装配过程中, 由于保持架、滚动体和内外圈等组件的缺陷最终导致轴承品质较低, 影响装备的运行效率

和使用寿命。保持架是轴承的组成部件之一,其主要作用是保持滚动体的相对位置并引导滚动体转动。导致钢保持架歪斜变形缺陷产生的主要原因包括冲压过程中由于铸面不均匀或冲孔加工不精确和装配过程中受到不均匀力的挤压或加工设备的磕碰。上、下保持架铆合后,存在铆钉铆松、表面裂纹、保持架歪斜、铆钉歪斜、表面压伤、挤压钢球等缺陷,装配了有缺陷轴承的机器将无法正常运转,从而导致大概率故障的发生,降低设备使用寿命<sup>[1]</sup>。

目前,国内很多的中小型轴承生产企业采用测振仪检测轴承振动信号和基于图像处理技术的轴承铆压后铆钉高度两种自动化方法的组合对铆压后保持架是否合格进行判断,两种测试均符合要求即判断为铆压后保持架无缺陷,而对于保持架歪斜缺陷轴承依然采用人工目测的方式。传统的检测方法工序繁多,且需人工配合,效率低而且检测结果受质检员经验水平的影响,检测精度无法保证。因此,研究一种新型的轴承保持架缺陷智能检测技术具有重要意义。

近年来,机器视觉技术在轴承缺陷检测领域的应用得到广泛研究,陈昊等<sup>[2]</sup>提出了一种基于图像光流的轴承滚子表面缺陷检测方法,建立了光流误差估计模型,引入金字塔分层细化方法求解光流,可识别4类常见的轴承滚子表面缺陷。王恒迪等<sup>[3]</sup>利用机器视觉方法对轴承端面缺陷进行了检测,可快速、准确地对缺陷进行实时描述和检测。Wen等<sup>[4]</sup>利用卷积神经网络提取轴承滚子缺陷的特征,实现缺陷的分类且可以计算出缺陷的位置,方法具有良好的稳定性和鲁棒性。Ng<sup>[5]</sup>提出了一种采用环形光进行照明的技术可获取球轴承中的剥落和波纹等缺陷的高质量图像,不受轴承表面镜面性质的影响。Saeed等<sup>[6]</sup>利用统计方法的局部方差旋转不变测量算子(rotation invariant measure of local variance, RIMLV)与闭合形态学算子来标记缺陷并提取缺陷的几何特征,采用基于统计模式识别理论的多类支持向量机分类器识别缺陷类型。国内外学者对轴承表面缺陷的研究诸多,主要集中在轴承端面、滚动体等金属表面的锈蚀、划伤等缺陷的识别,较少涉及轴承保持架由于铆压工艺造成的歪斜缺陷的识别。

本文提出了一种基于图像纹理特征结合模式识别算法的轴承保持架歪斜缺陷在线识别方法,具体采用起点自适应归一化展开算法对轴承图像进行归一化展开,并对保持架区域进行定位分割,提取旋转不变均匀局部二值模式(rotation invariant uniform local binary pattern,  $LBP_{p,R}^{riu2}$ )特征结合支持向量机(support vector machine, SVM)方法对缺陷进行识别,并与基于Hu矩特征的SVM识别效果进行比较,期望探索一种机器学习方法,实现轴承保持架歪斜缺陷的在线自动识别。

## 1 理论与方法

图像纹理可以反映出图像内部的周期性规律变化的属性,内容相似的图像通常拥有相似的纹理信息,而不同内容的图像不仅全局纹理信息不一致,局部的纹理信息也会存在差别<sup>[7-8]</sup>。针对轴承保持架区域的特点,本文选用Hu矩和 $LBP_{p,R}^{riu2}$ 两种特征提取方法提取保持架区域的纹理特征,并结合有监督的机器学习方法进行保持架歪斜缺陷的识别。对每一个保持架区域均进行特征提取,将保持架区域作为识别样本,轴承展开后的7个区域均正常方可判定轴承无保持架歪斜缺陷。

### 1.1 Hu不变几何矩

矩是描述图像特征的一种算子。实践表明,直接采用原点矩或中心矩作为图像的区域特征,无法保证特征同时具有平移、旋转和比例不变性。Hu矩是由Hu于1962年提出的一种同时具备平移不变性、比例不变性以及旋转不变性的特征矩<sup>[9]</sup>。Hu矩可描述为:

$$\text{对于数字图像} f(x,y), \text{图像的} p+q \text{阶的原点矩可定义为:}$$

$$m_{pq} = \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M x^p y^q f(x,y) \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

图像的 $p+q$ 阶的中心矩可定义为:

$$\mu_{pq} = \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x,y) \quad (2)$$

$$p, q = 0, 1, 2, \dots$$

其中,  $(\bar{x}, \bar{y})$  是图像的重心坐标,  $N$  和  $M$  分别为所处理的离散图像的高度和宽度。

Hu矩将图像 $f(x,y)$ 归一化后中心矩定义为:

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / (\mu_{00}^{\rho}) \quad (3)$$

其中  $\rho = (p+q)/2 + 1$ 。

Hu矩利用了二阶和三阶归一化中心矩构造了7个不变矩  $M1 \sim M7$ <sup>[10]</sup>, 定义如下:

$$\begin{aligned} M1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ M2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ M3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ M4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{02})^2 \\ M5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})((\eta_{30} + \eta_{12})^2 - \\ & 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2) + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \cdot \\ & (3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2) \\ M6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})((\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2) + \\ & 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ M7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})((\eta_{30} + \eta_{12})^2 - \\ & 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2) - (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \cdot \\ & (3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} - \eta_{03})^2) \end{aligned} \quad (4)$$

### 1.2 局部二值模式

局部二值模式(local binary pattern, LBP)是一种具有

旋转不变性和灰度不变性的图像局部纹理特征的描述算子。LBP 是首先由 Ojala 等<sup>[11]</sup>于 1994 年提出,有效提取了图像的局部纹理特征。

初始的 LBP 算子只能对中心像素点与紧邻像素点之间的关系进行描述。圆形  $LBP_{p,R}^c$  是以圆形邻域代替了初始的正方形邻域,并扩大到任意邻域的改进算法,但其不具备旋转不变性<sup>[12]</sup>。旋转不变模式  $LBP_{p,R}^i$  是在圆形  $LBP_{p,R}^c$  的基础上改进的,通过不断旋转圆形邻域得到一系列初始定义的 LBP 值,取其最小值作为该邻域的 LBP 值<sup>[13]</sup>。

而本文采用的  $LBP_{p,R}^{riu2}$  特征,可以在降低数据量的情况下,同时具备灰度不变性和旋转不变性。其定义如下式<sup>[14]</sup>:

$$LBP_{p,R}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p - g_c), & \text{if } U(LBP_{p,R}) \leq 2 \\ P + 1, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $g_c$  和  $g_p$  分别为中心采样点及其邻域  $p$  的灰度值;  $R$  为邻域半径;  $P$  为采样点个数;  $riu2$  表示旋转不变均匀模式;  $U$  为均匀模式,用于描述空间转换次数(在二进制位 0 和 1 之间的跳变)。  $U$  的定义如下:

$$U(LBP_{p,R}) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{p-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (6)$$

### 1.3 SVM 分类器原理

Cortes 等<sup>[15]</sup>于 1995 年提出的 SVM 是一个可对大量高维数据进行分类的非线性分类器。它在线性 SVM 的基础上引入了核函数,进而实现了非线性分类。

SVM 通过寻找一个最优超平面实现对数据的分类,使两类数据点到超平面的距离尽可能的小<sup>[16]</sup>。运用最广泛的 SVM 核函数是多项式核函数和径向基核函数(radial basis function, RBF)。在线性不可分区域, RBF 核相对于多项式核,可映射维度更高。本文选用 RBF 作为 SVM 的核函数<sup>[17]</sup>,其基本表达式如式(7)所示:

$$k(x_i, y_i) = \exp\left(-\frac{\|x_1 - x_2\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

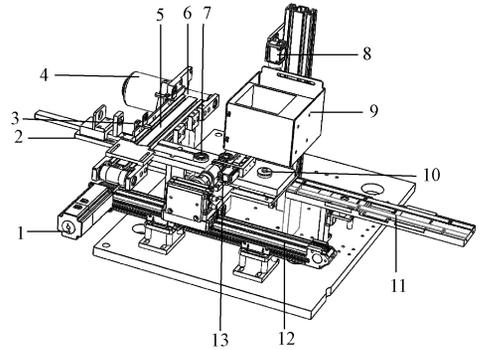
在使用 RBF 作为 SVM 模型的核函数时,需对模型的惩罚系数  $C$  以及参数  $gamma$  进行优化,以使模型获得最好的泛化性能和训练速度。本文采用网格搜索法以寻找最优参数值,网格搜索法就是在固定范围内尝试所有可能的  $C$  和  $gamma$  的组合,通过交叉验证,找出出最优值。  $gamma$  的定义见式(8):

$$gamma = \frac{1}{2\sigma^2} \quad (8)$$

## 2 实 验

### 2.1 轴承保持架图像采集装置

采用自行设计的采集装置进行轴承图像的采集,轴承图像采集装置的结构如图 1 所示,装置选用德国 Allied Vision Technologies 公司生产的 Manta G-125B 工业 CCD 相机,选用 Computar 公司生产的 M2514-MP2 工业定焦 FA 镜头。在相机下方安装光线平行相机轴线的白色同轴光源,同时在轴承底部安装白色背光源。采集系统设计了轴承自动翻转装置以获取轴承上下表面的图像。



1-三相交流电机;2-推料气缸;3-光电开关;4-伺服电机;5-上料皮带;6-上料口;7-U型槽;8-CCD工业相机;9-同轴光源;10-背光源;11-出料口;12-皮带;13-自动翻转装置

图 1 图像采集装置

Fig.1 Imaging collection device

图像采集装置的工作方式为伺服电机带动上料皮带将轴承从上料口运送到光电开关 3 处后,推料气缸将轴承推至 U 型槽,自动翻转装置从 U 型槽夹取轴承。同时,三相交流电机通过皮带传动带动自动翻转装置将轴承转移至相机正下方的图像获取工位, CCD 工业相机获取所需的轴承图像。轴承图像获取后,皮带继续带动翻转装置将轴承运动至出料口。每一个推料动作完成后,推料气缸自动回复原位,等待下一个轴承进入上料皮带。

### 2.2 实验样本

合格轴承和有保持架歪斜缺陷的轴承图像经过中值平滑滤波和灰度化处理后的图像如图 2 所示。实验从轴承装配流水线上选取 6201 轴承合格品 60 个,保持架歪斜缺陷品 60 个,共 120 个装配完成且未加防尘盖的轴承样品。

### 2.3 样本预处理

#### 1) 轴承归一化展开

为了实现轴承保持架区域的准确识别,需要将环形目标区域展开成矩形目标区域。

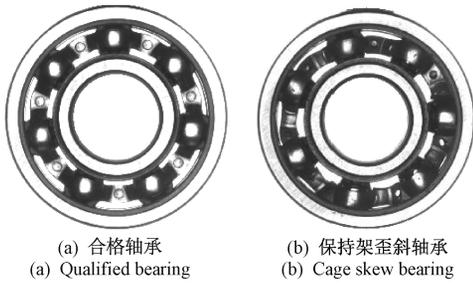


图 2 合格和缺陷轴承灰度化比较

Fig.2 The comparison chart of qualified and defective bearings grayscale

轴承图像展开起点的选取尤为关键,若起点选取不合理,则会将保持架半路截断或者将完整铆钉分割成两半,如图 3(a)和图 3(b)所示,理想的展开图像如图 3(c)所示。为了得到理想的轴承展开图像,本文提出了一种改进的图像展开算法,算法可以实现展开起点的自适应选择。

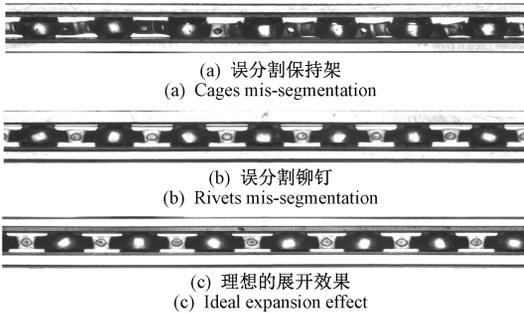


图 3 图像展开的 3 种结果

Fig.3 Three results of image expansion

首先将极坐标系原点移至圆心  $o(x_0, y_0)$  处,  $P$  为水平  $0^\circ$  方向初始中心线,  $A$  为  $P$  顺时针旋转了  $\theta_0$  ( $\theta_0$  角为旋转角的步长,取  $\theta_0 = 3^\circ$ ) 的标准线,  $Q$  为分割线,  $\theta$  为中心线  $P$  与分割线  $Q$  之间的顺时针旋转角。展开算法的原理如图 4 所示。

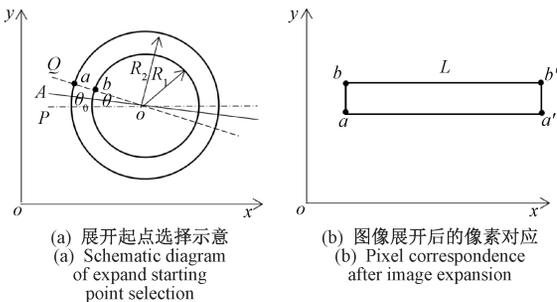


图 4 图像展开的改进算法原理

Fig.4 Schematic diagram of an improved algorithm for image expansion

算法的流程如图 5 所示。其中,阈值  $T$  是区分铆钉区域和滚动体区域的临界值,可以通过比对轴承图像的径向投影确定。

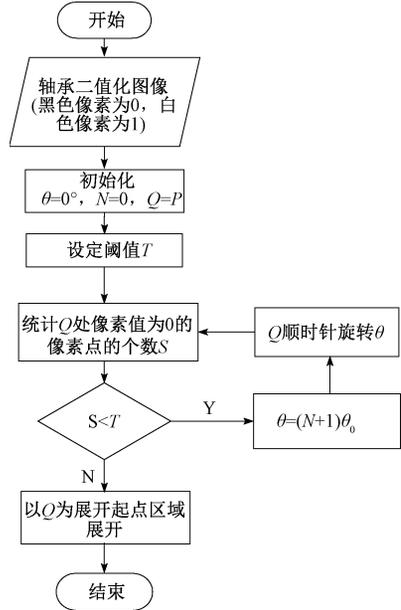


图 5 改进的图像展开算法流程

Fig.5 The algorithm flow chart of improved image expansion

环形区域展开成矩形区域的过程,本质上也是从极坐标系变换至笛卡尔直角坐标系的过程。在极坐标系通常采用极坐标方程描述环形区域,利用角度  $\theta$  和半径  $R$  进行描述。在笛卡尔直角坐标系中一般采用横轴坐标  $X$  和纵轴坐标  $Y$  进行描述。因此,需对像素点进行坐标变换,改进的坐标变换公式如下:

$$X = x_0 + (R_1 + \Delta h) \cdot \cos(\pi - \theta + \Delta\omega) \quad (9)$$

$$Y = y_0 + (R_1 + \Delta h) \cdot \sin(\pi - \theta + \Delta\omega) \quad (10)$$

$$\theta = (N + 1) \cdot \theta_0 \quad (11)$$

式中:  $(x_0, y_0)$  为圆心  $o$  的坐标;  $R_1$  为轴承内圈半径;  $\Delta h$  为圆环径向长度增量;  $\Delta\omega$  为角度增量,  $N$  为重复次数,  $N$  值的范围为  $0$  到  $\frac{\pi}{\theta_0} - 1$ 。

采用本文设计的起点优化归一化展开算法对轴承图像进行展开,展开的效果如图 6 所示,有效地避免了误分割保持架、铆钉、滚动体等部件。

### 2) 保持架区域定位分割

如图 2 所示,轴承表面区域的结构组成较为复杂,包含了保持架、铆钉及内外圈等多个部件。采用本文提出的纹理特征结合模式识别方法进行识别前,需定位分离出保持架区域。

轴承图像的铆钉区域亮度较高,保持架区域亮度较低,因此可以用垂直投影法对轴承图像进行纵向分割。对轴承展开图像做二值化处理,黑色像素值为 0,白色像

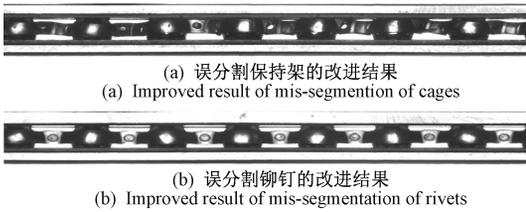


图6 改进算法的轴承图像展开结果

Fig.6 The results of improved expansion algorithm for bearing image

素值为1。保持架歪斜轴承的垂直投影如图7所示,波峰部分较为杂乱,但整体可简化为14个凸包,可归纳为7个宽峰和7个窄峰。宽峰对应的即为所需分离的保持架区域,窄峰对应的为滚动体区域。

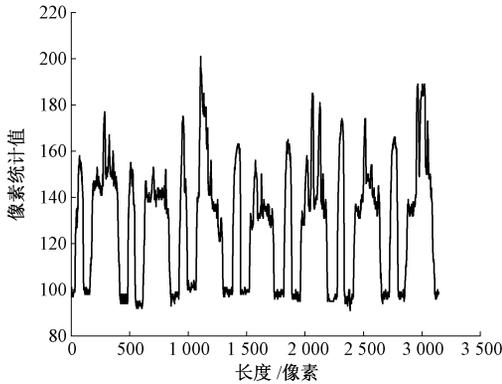


图7 保持架歪斜缺陷图像的垂直投影

Fig.7 The vertical projection of the skew cage image

垂直投影的纵坐标即白色像素的统计值,保持架区域和滚动体中心区域的白色像素点的统计值高于其他区域。先设置阈值  $T_1$ ,根据式(12)提取所有凸峰上点的  $x$  轴坐标并存放于矩阵  $M$  中。

$$M(i) = \begin{cases} x & S(x) \geq T_1 \\ 0 & S(x) < T_1 \end{cases} \quad (12)$$

式中: $x$  为满足阈值  $T_1$  的横坐标值; $S(x)$  为坐标  $x$  处白色像素的统计值。

其次,提取边界的  $x$  坐标,将其标记出来并存放于矩阵  $P$ ,从而实现了保持架歪斜缺陷图像的初步边缘定位,具体定位效果如图8所示。



图8 保持架歪斜缺陷图像的初步边缘定位效果

Fig.8 Preliminary edge positioning effect of cage skew image

要得到保持架区域边界的实际坐标,还需去除因滚动体反光所造成的白色区域的边界坐标。由图8可知,保持

架区域两边界之间的距离要明显大于滚动体区域。若坐标  $P(t)$  满足式(13),则认为  $P(t)$  为保持架区域的边界坐标。

$$P(t) - P(t - 1) > T_M, \quad t = 2, \dots, N \quad (13)$$

式中: $N$  为符合阈值条件的坐标个数; $T_M$  为阈值,可根据保持架区域和滚动体反光区域的像素差值确定。

要分离得到保持架区域,还需要去除轴承的内外圈区域。如图2可知,内外圈的灰度级数单一,轴承图像中内外圈区域均为白色像素点,因此只需确定白色像素点的统计值  $S$ ,并设定阈值  $T_2$ ,剔除  $S > T_2$  的区域(内外圈区域),即可实现保持架区域的分离。轴承归一化展开图像的水平投影如图9所示,其中,柱状区域即为轴承的内外圈区域。阈值  $T_2$  可以通过轴承内外圈与保持架区域的像素统计值的差值来确定。

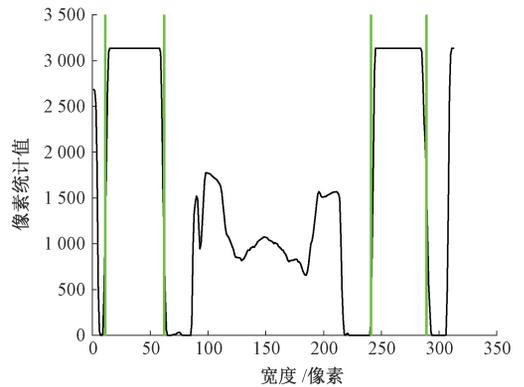


图9 轴承图像的水平投影

Fig.9 Horizontal projection of the bearing image

在获取了保持架区域边界的基础上,通过上述方法剔除了内外圈区域,实现了保持架区域的精确定位。保持架区域的定位效果如图10所示,有效的避免了滚动体反光区域的误定位。

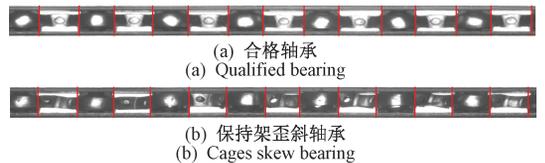


图10 保持架区域精确定位的结果

Fig.10 The precise positioning of the bearing cage area

## 2.4 模型建立与评价指标

对完成定位分割后的保持架图像进行 Hu 矩和旋转不变  $LBP$  特征提取,经主成分分析法(principal component analysis,PCA)降维后构建 SVM 模型。

在进行 SVM 模型的构建前,需对样品集进行划分。本文采用 Kennard-Stone 方法,将轴承图像的特征样本按 1:1 的比例划分成训练集和测试集。其中,训练集和测试集各有 60 个轴承图像。

由于本文提出的算法是将 1 个轴承图像分割成 7 个保持架区域来进行缺陷判别,因此,在训练模型时,训练集的实际样本数为 420 个,然后对 60 个完整的轴承样本进行判别。

采用测试集正确识别率 (correct recognition ratio, CRR) 评判模型优劣, CRR 计算公式如式 (14) 所示, CRR 值越接近 100%, 模型的识别效果越好。

$$CRR = \frac{\text{正确识别的样品数}}{\text{样品总数}} \times 100\% \quad (14)$$

### 3 结果与讨论

#### 3.1 基于 Hu 矩特征的 SVM 模型识别结果

分别计算合格品和缺陷品两类图像的 Hu 不变矩, 均值对比如表 1 所示。两类图像的 Hu 不变矩  $M1 \sim M7$  的均值相差并不明显, 无法直接通过 Hu 不变矩的值进行判别。因此采用 PCA 降维结合 SVM 构建判别模型的方法实现缺陷判别。

表 1 合格轴承与保持架歪斜轴承图像的 Hu 不变矩的均值对比

Table 1 Comparison of mean Hu moment invariants between qualified bearings and skew bearing images of cage

类型	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7
合格品	2.183 9	0.045 0	0.001 9	0.060 6	-0.048 3	-0.012 6	0.003 1
缺陷品	2.991 8	0.092 3	0.010 5	0.011 2	-0.000 1	-0.001 4	0.000 2

先利用 PCA 对 Hu 不变矩的数据进行处理, 7 个主成分的贡献率如图 11 所示。Hu 不变矩的前 5 个主成分的贡献率就可达到 99%, 全主成分时达到 100%。采用网格搜索法对所构建的 SVM 模型的惩罚因子  $C$  和  $\gamma$  进行优化<sup>[18]</sup>, 优化后的 SVM 模型的  $C$  和  $\gamma$  的值分别为 5.657 和 4。

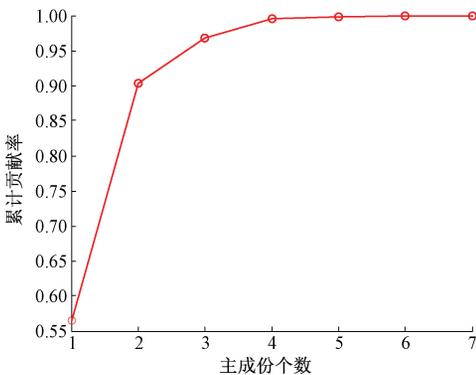


图 11 Hu 矩特征的 PCA 主成分个数与贡献率关系  
Fig.11 Relationship between the number of PCA principal components and contribution rate of Hu moment feature

表 2 所示为采用 Hu 矩作为特征结合 SVM 所建立模型的实验结果, 结果显示, 模型对合格轴承图像的识别率为 83.3%, 对保持架歪斜图像的识别率为 86.7%, 总体识别率为 85%。

表 2 基于 Hu 矩的合格样品与保持架歪斜样品检测结果  
Table 2 Test results of qualified sample and cage skew sample based on Hu moment

轴承	样品数	正确识别数	CRR/%	总体识别率/%
合格	30	25	83.3	85
保持架歪斜	30	26	86.7	

#### 3.2 基于 LBP 特征的 SVM 模型识别结果

将所得到的保持架图像进行大小归一化处理, 统一调整成  $183 \times 248$  像素, 分别提取 LBP 特征。

计算得到保持架区域图像的 LBP 特征直方图, 原始 LBP、圆形  $LBP^c_{P,R}$ 、旋转不变  $LBP^i_{P,R}$  和旋转不变均匀  $LBP^{riu2}_{P,R}$  4 种模式的 8 邻域 LBP 特征统计直方图如图 12 所示, 4 种模式的 LBP 输出变量数在不断减少, 旋转不变的均匀模式  $LBP^{riu2}_{8,1}$  只有 9 种输出, 大幅降低了处理的数据量。

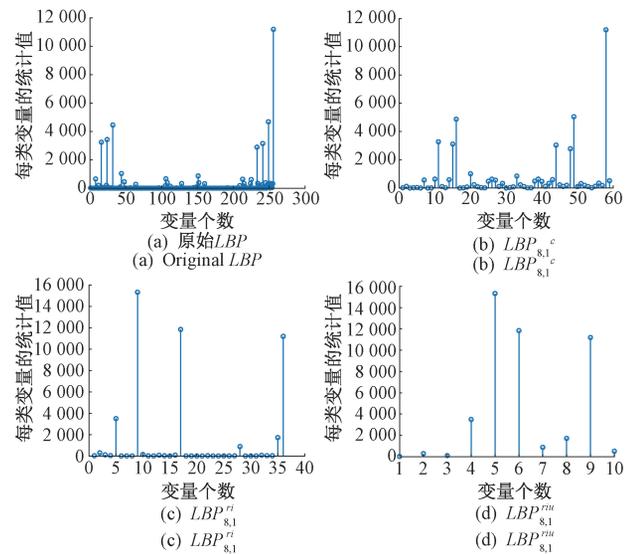


图 12 4 种模式下的 LBP 特征的统计直方图

Fig.12 Statistical histogram of LBP features in four modes

每个保持架区域图像拥有 45 384 个特征点, 图像维度过高, 因此需采用 PCA 进行数据降维处理, 如图 13 所示。当主成分数为 27 时达到了 100% 的贡献率, 大幅降低了数据维度。SVM 判别模型的参数  $C$  和  $\gamma$  的值经优化后分别为 5.657 和 2.83。

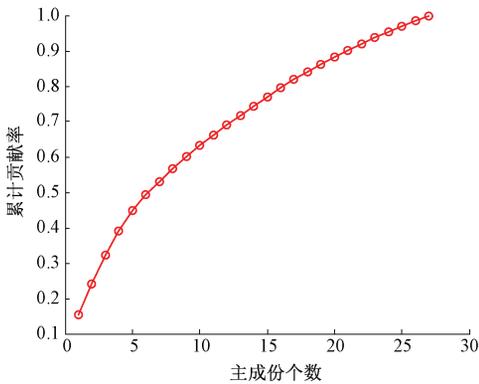


图13 LBP特征的PCA主成分个数与贡献率关系

Fig.13 Relationship between the number of PCA principal components and contribution rate of LBP feature

表3所示为采用旋转不变均匀模式LBP作为纹理特征构建SVM模型的实验结果。最终的总体识别率达到了100%，识别效果好。

表3 基于LBP特征的合格样品与保持架歪斜样品检测结果  
Table 3 Test results of qualified sample and cage skew sample based on LBP feature

轴承	样品数	正确识别数	CRR/%	总体识别率/%
合格	30	30	100	100
保持架歪斜	30	30	100	

对比表2和3可知,针对轴承保持架歪斜缺陷的检测,选用旋转不变均匀模式LBP作为图像特征的SVM模型的效果要远优于Hu矩特征。

### 3.3 结果分析

本文在先前研究的基础上,在轴承图像采集装置上增加了同轴光源,并提出的新的识别方法,增加了更多轴承图像细节的同时提高了正确识别率。先前的研究采用仅在轴承底部安装背光源的轴承图像采集装置且对采集到的轴承图像采用3种处理方法<sup>[19]</sup>:连通域提取、Harris角点检测和轮廓曲线最小二乘圆拟合法。原始方法虽然识别效果较好,识别率较高,但仍存在许多不足。原始方法与本文提出方法的识别率对比如图14所示,由图14可知本文提出方法在合格轴承和保持架歪斜轴承的CRR均最高。

## 4 结论

针对轴承保持架歪斜缺陷的检测问题,本文提出了一种基于图像纹理特征结合SVM的缺陷识别方法。利用自行设计的图像采集装置获取轴承图像,通过改进的起点自适应轴承归一化展开算法将轴承图像从极坐标系

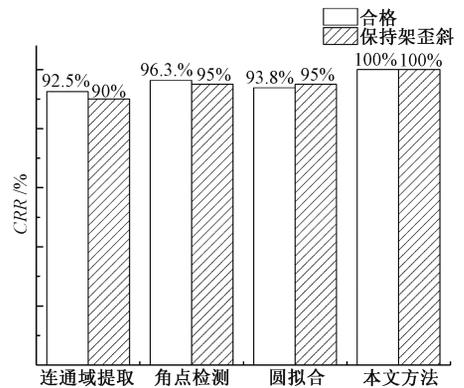


图14 本文方法与其他方法CRR对比

Fig.14 CRR comparison diagram of the proposed method and other methods

展开到笛卡尔直角坐标系,避免了滚动体、铆钉、保持架的误分割;利用轴承定位分割算法实现轴承保持架区域的精准定位分割;提取轴承保持架区域的Hu矩和旋转不变均匀模式LBP纹理特征并结合SVM构建模型。实验结果表明:基于Hu矩的SVM模型识别效果较好,总体识别率为85%,而基于旋转不变均匀模式LBP的SVM模型最优,识别率达到100%。因此,图像处理技术结合 $LBP_{P,R}^{inv2}$ -SVM模型可用于轴承保持架歪斜缺陷的检测。该方法快速有效,具有良好的实用价值,为轴承保持架歪斜缺陷检测提供了一种新思路。

### 参考文献

- [1] 王奉涛,邓刚,王洪涛,等. 基于EMD和SSAE的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报,2019,32(2): 368-376.  
WANG F T, DENG G, WANG H T, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on EMD and SSAE [J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(2): 368-376.
- [2] 陈昊,张奔,黎明,等. 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): 198-206.  
CHEN H, ZHANG B, LI M, et al. Surface defect detection of bearing roller based on image optical flow [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(6): 198-206.
- [3] 王恒迪,李莎,杨建玺,等. 轴承端面缺陷的视觉检测方法[J]. 轴承,2016(3): 60-63.  
WANG H D, LI S, YANG J X, et al. Visual inspection method for end face defects on bearings [J]. Bearing, 2016(3): 60-63.
- [4] WEN S P, CHEN Z H, LI C X. Vision-based surface inspection system for bearing rollers using convolutional neural networks [J]. Applied Science - Basel, 2018, 8(12): 25-28.

- [ 5 ] NG T W. Optical inspection of ball bearing defects [ J ]. Measurement Science and Technology, 2007, 18 ( 9 ): 73-76.
- [ 6 ] SAEED H H, AHMAD A, FARSHAD B. Automatic detection and classification of the ceramic tiles' surface defects [ J ]. Pattern Recognition, 2017, 66: 174-189.
- [ 7 ] 史静,朱虹,邢楠,等.一种多尺度时频纹理特征融合的场景分类算法 [ J ]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2333-2339.  
SHI J, ZHU H, XING N, et al. Multi-scale time-frequency texture feature fusion algorithm for scene classification [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2333-2339.
- [ 8 ] YOO S B, CHOI K, JEON Y W, et al. Texture enhancement for improving single-image super-resolution performance [ J ]. Signal Processing-Image Communication, 2016, 46: 29-39.
- [ 9 ] 吴绍根, 聂为清, 路利军, 等. 典型的基于区域的形状表示方法比较 [ J ]. 中国图象图形学报, 2018, 23(8): 1242-1253.  
WU S G, NIE W Q, LU L J, et al. Comparative study of classic region-based shape descriptors [ J ]. Journal of Image and Graphics, 2018, 23(8): 1242-1253.
- [ 10 ] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariants [ J ]. Information Theory, IRE, 1962, 8 ( 2 ): 179-187.
- [ 11 ] OJALA T, PIETIKAINEN M, HARWOOD D. Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions [ C ]. Proceedings of the 12th IAPR International Conference on IEEE, 1994.
- [ 12 ] OJALA T, PIETIKAINEN M, HARWOOD D. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions [ J ]. Pattern Recognition: The Journal of the Pattern Recognition Society, 1996, 29(1): 51-59.
- [ 13 ] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T, et al. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [ J ]. 2002, 24(7): 971-987.
- [ 14 ] KOU Q Q, CHENG D Q, CHEN L L, et al. Principal curvatures based local binary pattern for rotation invariant texture classification [ J ]. Optik, 2019.
- [ 15 ] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [ J ]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [ 16 ] ABUROMMANb A A, REAZ M B I. A novel weighted support vector machines multiclass classifier based on differential evolution for intrusion detection systems [ J ]. Information Sciences, 2017, 4(14): 225-246.
- [ 17 ] 刘磊,王冲,赵树旺,等.基于机器视觉的太阳能电池片缺陷检测技术的研究 [ J ]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(10): 47-52.  
LIU L, WANG CH, ZHAO SH W, et al. Research on solar cells defect detection technology based on machine vision [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2018, 32(10): 47-52.
- [ 18 ] SUN C, JIAO L C, LIU H Y, et al. New classifier based on compressed dictionary and LS-SVM [ J ]. Neurocomputing, 2016, 216(4): 617-626.
- [ 19 ] 赵翔. 深沟球轴承装配缺陷机器视觉检测方法研究 [ D ]. 南昌: 华东交通大学, 2018.  
ZHAO X. Research on machine vision detection method for the assembly defect of deep groove ball bearing [ D ]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2018.

### 作者简介



郝勇(通信作者),分别在2002和2006年于江苏大学获得学士、硕士学位,2009年于南开大学获得博士学位。现为华东交通大学副教授,主要研究方向为光电无损检测、机器视觉检测和精密仪器开发研制和信息提取算法研究。

E-mail: haonm@163.com

**Hao Yong** (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. Degree from Jiangsu University in 2002 and 2006, respectively, received his Ph. D. degree in 2009 from Nankai University. Now he is associate professor in East China Jiaotong University. His main research interests include photoelectric nondestructive testing, machine vision inspection, precision instrument development and information extraction algorithm research.



温钦华,分别在2016和2019年于华东交通大学获得学士、硕士学位,现为中车株洲电力机车研究所开发工程师,主要研究方向为机器视觉检测、嵌入式系统开发。

E-mail: 1239779938@qq.com

**Wen Qinhua** received his B. Sc. and M. Sc. Degree both from East China Jiaotong University in 2016 and 2019, respectively. Now he is the development engineer of Zhuzhou Electric Locomotive Research Institute of CRRC. His main research interests include machine vision detection, embedded system development.