

基于机器视觉的轴承圆周面分区方法研究

李绍丽, 刘望

沈阳工业大学, 信息科学与工程学院, 仪器仪表工程, 辽宁省 沈阳市

发布日期: 2025年5月9日

摘要

轴承作为工业机械关键部件, 其表面存在缺陷会直接影响工业生产安全, 因此在实际的工业生产中, 对轴承进行质量检测具有重要意义。由于圆周面上不同位置的缺陷对于轴承的损伤程度不一样, 其中圆周面核心区域的缺陷危害性最大。因此, 本文基于机器视觉检测这一主流的工业产品表面质量检测技术, 轴承圆周面分区任务的本质是准确地提取图像中轴承的上、下边沿。针对轴承边沿提取任务中, 图像光照不均以及轴承边沿处油污、磕伤等的干扰问题, 本文提出了一种基于自适应Butterworth同态滤波与多尺度高斯线融合的轴承分界线检测算法。首先, 针对轴承光照不均的问题, 本文提出了一种基于巴特沃斯同态滤波的图像自适应阈值分割算法。该算法将同态滤波中的Gaussian滤波器替换为Butterworth滤波器, 有效改善光照不均的情况。然后, 结合自适应阈值分割算法, 自动选择适合的参数对图像进行预处理, 增强边沿特征信息。接着, 为了去除缺陷的影响, 本文提出了基于类感知哈希算法的分界线粗定位算法。该算法能够自动定位到轴承分界线附近, 并选择合适的感兴趣区域, 尽可能减少由缺陷引起的伪边缘问题。最后, 为了解决轴承分界线不连续的问题, 本文提出了基于高斯线的多尺度轴承边缘检测算法。该算法通过融合多尺度高斯导数图像卷积图, 精确提取分界线坐标, 并使用最小二乘法进行曲线拟合。通过上述方法, 最终轴承分区的准确率达到了99.23%。

关键词

机器视觉; 轴承; 缺陷检测; 圆周面; 边缘提取

Research on partition method of bearing circumferential surface based on machine vision

Shaoli Li, Wang Liu

School of Information Science and Engineering, Instrument and Meter Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China

Abstract

As a key component of industrial machinery, the surface defects of bearings will directly affect the safety of industrial production, so it is of great significance to carry out quality inspection of bearings in actual industrial production. Because the defects in different positions on the circumferential surface have different damage degrees to the bearing, the defects in the core area of the circumferential surface are the most harmful. Therefore, based on machine vision inspection, which is the mainstream apparent quality inspection technology of industrial products. The essence of the bearing circumferential partitioning task is to accurately extract the upper and lower edges of the bearing in the image. In order to solve the problems of uneven image illumination, oil stain and bump at the bearing edge in the bearing edge extraction task, this thesis proposes a bearing demarcation line detection algorithm based on adaptive Butterworth homomorphic filtering and multi-scale Gaussian line fusion. Firstly, to address the problem of uneven bearing illumination, this thesis proposes an image adaptive threshold segmentation algorithm based on Butterworth homomorphic filtering. The Gaussian filter in the homomorphic filter is replaced by the Butterworth filter, which effectively improves uneven illumination. Then, in combination with the adaptive threshold segmentation algorithm, the appropriate parameters were automatically selected to preprocess the image and enhance the edge feature information. Subsequently, to eliminate the influence of defects, this thesis proposes a demarcation line coarse localisation algorithm based on a class-aware hashing algorithm. The algorithm automatically locates near the bearing demarcation line and selects the appropriate region of interest to minimise the false edge problem caused by defects. Finally, to address the issue of bearing demarcation line fracture, a multi-scale bearing edge detection algorithm based on Gaussian line is proposed. The algorithm accurately extracts the coordinates of the dividing line by fusing the convolution map of multi-scale Gaussian derivative images, and uses the least squares method for curve fitting. Through the above method, the accuracy of the final bearing partition reached 99.23%.

Keywords

Machine vision; bearing; Defect detection; Circumferential face; Edge extraction

Copyright © 2025 by author(s) and Erytis Publishing Limited.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



1. 引言

随着工业机械自动化的快速发展, 全球对轴承的需求量持续增长。根据《全球及中国轴承行业分析报告》最新发布的检测报告, 国内市场对轴承的需求量在未来几年将呈现几何倍增长的趋势。在此大环境下, 在保证轴承生产数量满足市场需求的同时, 也要格外注重轴承的质量检测。工业轴承在长时间的运转之后, 在其表面往往会出现凹坑、油污等缺陷。缺陷会增加摩擦和磨损, 导致接触面不平整, 从而加速轴承的磨损, 降低运行效率和使用寿命。缺陷还会导致局部摩擦力增大, 产生过多热量, 引发过热现象, 进而损害润滑系统, 进一步加剧磨损。表面损伤会导致运行不平稳, 增加振动和噪音, 影响设备的稳定性, 并降低承载能力。圆周面上不同位置的缺陷对于轴承的危害程度不同, 其中以核心区的缺陷对于轴承的危害程度最大。为了实现轴承圆周面的精准分区, 本文提出了一种基于自适应 Butterworth 同态滤波与多尺度高斯线融合的轴承分界线检测算法。该算法主要分为以下关键步骤:

首先, 针对轴承光照不均的问题, 本文提出了一种基于巴特沃斯同态滤波的图像自适应阈值分割算法。该算法将同态滤波中的 Gaussian 滤波器替换为 Butterworth 滤波器, 有效改善光照不均的情况。

其次, 结合自适应阈值分割算法, 自动选择适合的参数对图像进行预处理, 增强边沿特征信息。接着, 为了去除缺陷的影响, 本文提出了基于类感知哈希算法的分界线粗定位算法。该算法能够自动定位到轴承分界线附近, 并选择合适的感兴趣区域, 尽可能减少由缺陷引起的伪边缘问题。

最后, 为了解决轴承分界线不连续的问题, 本文提出了基于高斯线的多尺度轴承边缘检测算法。该算法通过融合多尺度高斯导数图像卷积图, 精确提取分界线坐标, 并使用最小二乘法进行曲线拟合。

2. 相关工作

由于数据集图片存在光照不均的问题。对于光照不均干扰的图像, 肖铭扬[1]提出了基于纵向亮度特征的光栅矫正算法, 该方法虽然能够有效消除光照不均的光栅效应, 但在处理轴承较为复杂光照变化时, 无法完全消除图像中的其他光照不均问题。曹雪等人[2]提出了一种结合小波变换和去噪模型的方法, 该方法通过处理图像的高频小波系数并应用去噪模型, 提取图像中的光照不变特征, 同时增强图像的边缘细节, 该方法虽然增强了光照不变特征和边缘细节, 但对于轴承这种强烈的光照不均, 去噪效果并不够理想。轴承边沿处常存在磕伤、油污等导致边缘线呈断断续续状态。与轴承边缘线存在断裂情况类似的裂缝提取方法。2016年, 王聪雅[3]计算统计四方向的裂缝投影上的像素点的个数, 可以计算出采样图像裂缝有多长、有多宽, 通过使用部分区域生长算法达到采样裂缝的识别、分割。Kong W 等人[4]提出了基于改进遗传算法的自适应阈值 Sobel 边缘检测算法对裂缝进行检测。2018年, 王鹏[5]提出利用八方向的 Sobel 算子对图像进行边缘检测。综上所述, 现有的方法并不能很好的满足轴承分区的要求, 因此, 我们提出了基于巴特沃斯同态滤波的图像自适应阈值分割算法, 实现轴承精准分区。

3. 方法

本章对轴承分区算法展开研究, 对于轴承分区的具体流程如图 3 所示。

基于自适应Butterworth同态滤波与多尺度高斯线融合的轴承分区算法

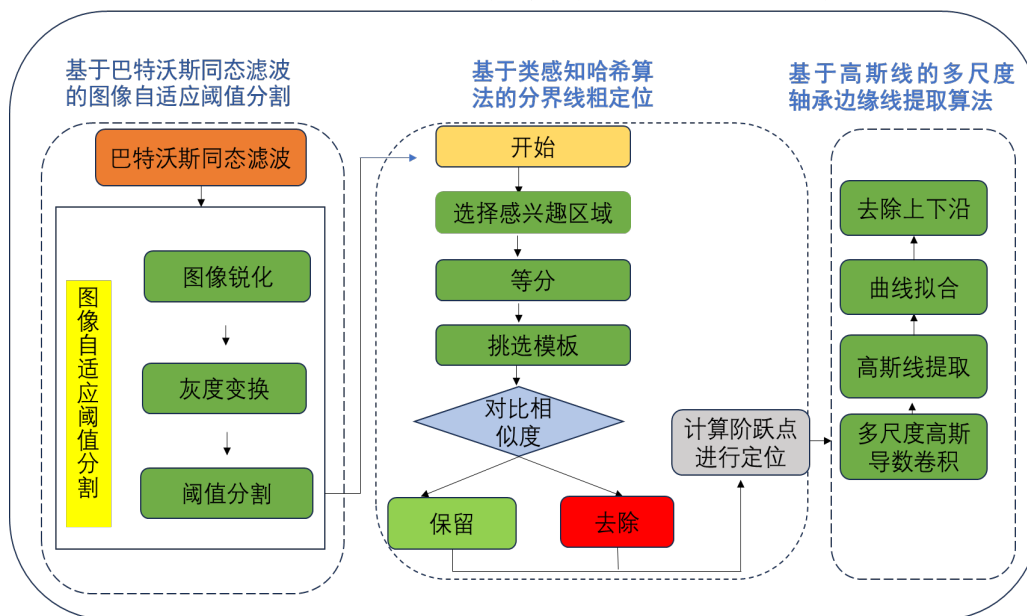


Figure 1. The overall framework of the bearing zoning algorithm

图 1. 轴承分区算法整体框架

3.1 基于巴特沃斯同态滤波的图像自适应阈值分割

3.1.1 巴特沃斯同态滤波

(1) 传统同态滤波

第一步：物体的成像可以看作是照射分量和反射分量的共同作用。其核心原理是将图像的照射分量（低频，主要由光照引起）和反射分量（高频，主要由物体表面特性引起）分离[6]。照射分量是指入射到被观察场景的光源照射总量；反射分量是指被观察场景中物体所反射的光照总量[7]，如公式(1)所示。

$$f(x, y) = i(x, y) \cdot r(x, y) \quad (1)$$

$i(x, y)$ 表示照射分量； $r(x, y)$ 表示反射分量。一般情况 $0 < i(x, y) < \infty$; $0 < r(x, y) < 1$ 。

第二步：通过对图像进行对数变换，将乘性的光照和反射关系转换为加性关系，然后进行傅里叶变换，给定同态滤波函数为 $H(u, v)$ ，如式(2)所示。

$$H(u, v)F(u, v) = H(u, v)I(u, v) + H(u, v)R(u, v) \quad (2)$$

其中 $F(u, v)$ ， $I(u, v)$ ， $R(u, v)$ 各自代表 $f(x, y)$ ， $i(x, y)$ ， $r(x, y)$ 的对数变换。

第三步：傅里叶变换的变量表达，高斯同态滤波表达式如式(3)所示。

$$H(u, v) = (y_h - y_l)(1 - \exp(-c \frac{d^2(u, v)}{d_0^2})) + y_l \quad (3)$$

其中 y_h ， y_l 分别为高频增益和低频增益， c 为斜面锐化控制参数； d_0 为截止频率。

最后，第四步和第五步通过逆变换和指数变换恢复图像，从而在保留细节的同时改善光照效果，如式(4)和式(5)所示。

$$g(x, y) = F^{-1}(G(u, v)) \quad (4)$$

$$f_0(x, y) = \exp(g(u, v)) \quad (5)$$

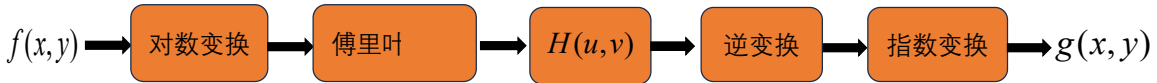


Fig. 2 Flowchart of traditional homomorphic filtering

图 2. 传统同态滤波流程图

(2) 改进的巴特沃斯同态滤波

传统的同态滤波算法通常使用高斯滤波器，但在轴承分区分中，高斯滤波器存在过度平滑的问题，导致轴承表面细节信息丢失，这限制了其在复杂环境下的应用效果。进行轴承分界线检测时，本文选择更先进的 Butterworth 滤波器。与高斯滤波器相比，Butterworth 滤波器具有更平滑的频率响应，能够在去噪的同时更好地保留轴承表面细节。通过使用 Butterworth 滤波器，能够更有效的去除光照不均的影响[8]。替换 Butterworth 滤波器的同态滤波公式如式(6)所示：

$$H(u, v) = (y_h - y_l)(1 + (\frac{\sqrt{d^2(u, v)}}{d_0})^{2n_order})^{-1} + y_l \quad (6)$$

式中 n_order 为巴特沃斯滤波器的陡峭程度，即从低频段过渡到高频段的坡度斜率，斜坡率随着值的增大而增大，同时也在一定程度上影响着滤波器的形状。 d_0 为截止频率，该值越大，对比度增强越明显，归一化处理后显示的图像越亮。 y_h 为高频增益， y_l 为低频增益。这两个参数控制着滤波器幅度范围，当 $y_h < 1$ 并且 $y_l > 1$ 时，可以达到衰减低频(照度)，增强高频(反射)的目的。 $d(u, v)$ 为该像素点到傅里叶变换中心的距离。如公式(7)所示：

$$d(u, v) = \sqrt{(u - M/2)^2 + (v - N/2)^2} \quad (7)$$

接下来, 我们将对比高斯同态滤波器和巴特沃斯同态滤波器在轴承样本中的效果。如图 3.3 所示。

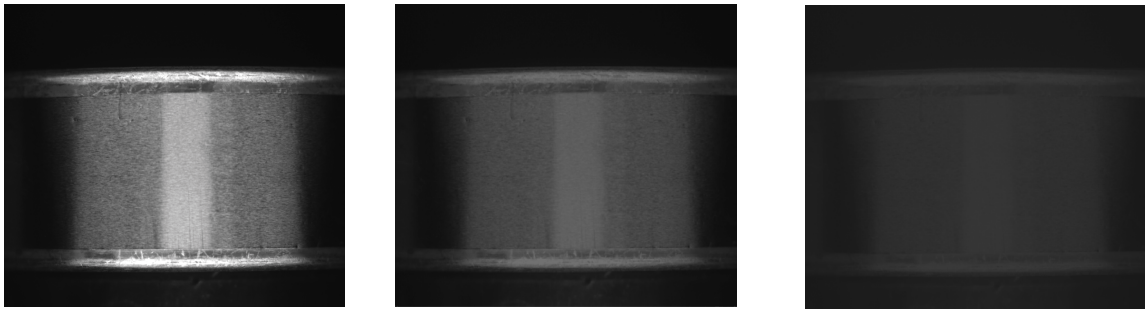


Fig 3. Filtering renderings
图 3. 滤波效果图

通过对比三幅图像的效果, 可以发现第三幅图像显著的改善了光照不均的情况。下面通过在三张图像上展示相同位置的一行灰度值来进行对比, 证明改进算法的优越性, 如图 3.4 示。

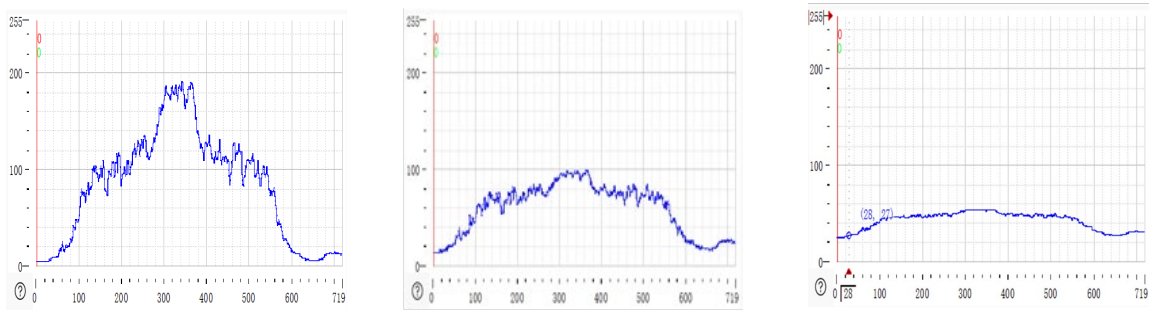


Fig 4. Single-line gray-scale value comparison chart
图 4. 单行灰度值对比图

3.1.2 图像自适应阈值分割

在解决了光照不均问题之后, 接下来就是要强化边缘信息。本文引入图像锐化和灰度变换对图像进行预处理, 最后使用自适应阈值分割, 得到二值图, 使得分界线上下两侧的对比度更大, 使分界线变得更加明显。下面将详细的介绍一下该算法流程。

(1) 图像锐化

首先, 图像增强可以显著提升图像的对比度和细节, 使得图像中的重要信息更加突出。在处理轴承图像时, 通过增强技术可以改善图像的清晰度, 使得轴承圆周面三部分之间的对比度变大。在具体实现层面, 本研究采用的图像锐化算法基于改进的滤波增强方法。该方法首先使用 100×100 尺寸的滤波器进行平滑处理, 该参数是通过大量实验对比优化确定的; 然后将原始图像与均值滤波结果进行差分运算, 再乘以经过实验验证的 Factor 增强因子, 此处的增强因子参数设置为 10; 最后将加权后的差分结果与原始图像叠加, 生成最终的增强图像[9]。如公式(8)所示:

$$I_{\text{output}}(x, y) = I_{\text{input}}(x, y) + \beta(I_{\text{input}}(x, y) - I_{\text{smoothed}}(x, y)) \quad (8)$$

$I_{\text{output}}(x, y)$ 是输出图像在 (x, y) 的值, $I_{\text{input}}(x, y)$ 是输入图像在 (x, y) 处的值, $I_{\text{smoothed}}(x, y)$ 是输入图像平滑之后 (x, y) 处的值, β 是滤波图像的权重因子。下面分别展示同态滤波图和锐化图分界线两侧的对比度。

(2) 灰度变换

灰度变换是一种基础且常用的图像处理方法, 主要用于增强图像的视觉效果, 提升图像中感兴趣区

域的对比度。在数字图像处理中, 图像的灰度值代表了每个像素的亮度信息。通过对灰度值进行变换, 可以有效地突出图像中不同区域的特征, 增强边缘、细节或者分界线两侧的对比度, 从而提高图像的可辨识度和分析价值。常见的灰度变换方法包括线性变换、对数变换、幂律变换(伽马变换)以及分段线性变换等[10]。灰度变换可以调整图像的灰度。通过灰度变化, 进一步增大了分界线两侧的对比度。如公式(9)所示:

$$O(x, y) = O_{\min} + \frac{(I(x, y) - I_{\min}) \cdot (O_{\max} - O_{\min})}{I_{\max} - I_{\min}} \quad (9)$$

$I(x, y)$ 是输入图像在像素 (x, y) 处的灰度值, $I_{\min}$ 是输入图像的最小灰度值, $I_{\max}$ 是输入图像的最大灰度值, $O(x, y)$ 是输出图像在像素 (x, y) 出的灰度值, $O_{\max}$ 是目标范围内的最大灰度值, $O_{\min}$ 是目标范围的最小灰度值。

(3) 阈值分割

阈值分割通过设定灰度阈值将图像分割为前景和背景, 从而提取出目标区域, 使复杂的图像转化为易于处理的二值图像。阈值分割原理如公式(10)如下:

$$O(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } I(x, y) > T \\ 0 & \text{if } I(x, y) \leq T \end{cases} \quad (10)$$

其中, 阈值设置的参数是根据每张轴承图像进行自适应选择的。在处理过程中, 通过计算图像的灰度直方图, 可以获取每个灰度值对应的灰度频率。根据灰度变化图, 可以分析图像的整体灰度分布, 进而识别出灰度直方图中的最大值, 这通常被视为背景区域。通过这种方法, 可以确定阈值分割的两个关键值。

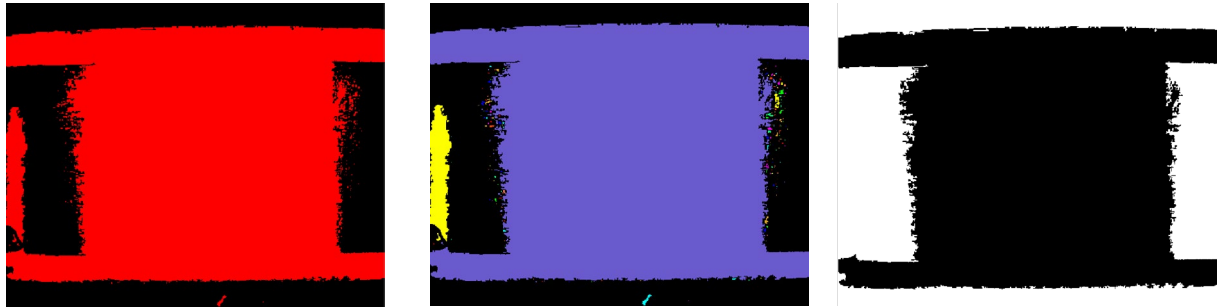


Fig. 5 The final binary image

图 5. 最后的二值图像

阈值分割之后, 得到了二值图。从图 5 可知, 轴承部分分界线在图片左右两侧的对比度非常明显, 在二值图上呈现出“白黑白”的特征。因为所有轴承为同一套成像装置进行图像采集, 其光照系统结构是固定的, 因此理论上经过上述算法运行之后, 其二值图效果一致。本文也对轴承图库内的全部图像进行了实验测试, 验证了轴承图片两侧边缘处如图 5 的“白黑白”的稳定效果。

3.2 基于类感知哈希算法的分界线粗定位

3.2.1 类感知哈希算法

该算法首先在图像的左上方和左下方分别选取第一个矩形区域作为模板, 模板尺寸为 100×40 , 以确保这些区域能够完整地包含轴承的分界线特征。接下来, 采用步长为 42 像素的平移策略, 在水平方向上逐步扫描图像区域。该平移策略通过不断移动检测窗口, 能够全面地覆盖轴承图像的各个可能的分界线位置。考虑到轴承图像的尺寸为 720×540 像素, 我们通过合理的划分, 将图像的上下边缘各分成 17 个感

兴趣区域, 以便能够对不同位置的轴承分界线进行精确识别。在相似度判定阶段, 算法通过计算每个小区域与预设模板图像的特征相似度, 进一步筛选出与目标区域相匹配的部分。通过对比 ROI 区域与模板图像之间的相似度, 此处相似度的值设置为 0.4, 为固定阈值, 排除掉与模板不相似的区域。以图 3.13 为例, 最终在图像的左上方、右上方、左下方和右下方分别自动筛选并保留了 3 个、2 个、3 个和 2 个子区域。这些保留的子区域均为轴承分界线的关键区域, 能够为后续的精细化定位提供明确的参考点[11]。等分图与筛选结果如图 3.13 所示。

3.2.2 分界线定位算法

选择合适的感兴趣区域之后, 以图 5 的左上部分的第一个小区域为例, 计算相邻两行之间的平均灰度值以及平均灰度差值。由于二值图像分界线两侧的区域呈现“白黑白”的特征, 那么单个小区域每行的平均灰度值会呈现出先下降再上升的趋势; 每行的平均灰度差值, 就是单个子区域内第二行的平均灰度值减去第一行的平均灰度值, 以此类推。针对上沿分界线的定位, 要找到灰度差值最大的坐标点, 针对下沿分界线的定位, 要找到灰度差值最小的坐标点。将这两个坐标认为是轴承分界线大致的坐标点[12]。



Fig. 6 positioning map
图 6. 定位图

3.3 基于高斯线的多尺度轴承边缘线提取算法

在图 3.16 关键区域定位的基础之上, 接下来就是进行区域轴承分界线的提取。本文使用多尺度的高斯导函数求解感兴趣区域的梯度, 然后将不同 sigma 求解出的梯度图进行融合, 使用高斯线提取轴承分界线坐标, 使用最小二乘法进行轴承分界线的拟合, 以此解决分界线不连续问题。下面将详细的阐述该方法[13]。

3.3.1 多尺度高斯导函数卷积

将感兴趣区域与高斯函数的导数进行卷积操作, 能够有效提取信号或图像中的边缘、特征及变化趋势。该方法还支持多尺度分析, 能够在不同尺度上进行边缘检测。

高斯平滑: 高斯平滑是通过高斯函数对图像卷积实现, 如式(11)所示。

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

其中 σ 是高斯核的标准差, 控制平滑的程度。

该算法在 Sigma=1、2、3 的尺度下进行高斯导数求解, 提取不同粗细的边缘特征, 并对各尺度结果归一化至 0-255 的灰度范围; 随后通过非线性融合策略, 逐像素保留三尺度中的最大响应值。

$$m(x, y) = \max(I_1(x, y), I_2(x, y), I_3(x, y)) \quad (12)$$

3.3.2 亚像素边缘提取

该算法主要结合高斯线检测技术，能够有效识别图像中不同方向和尺度的线条。此外，通过不同尺度的高斯滤波器处理图像，使线条更加清晰，便于后续的边缘提取。

$$H(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(i-k)^2 + (j-k)^2}{2\sigma^2}} \quad (13)$$

高斯线检测得到的边缘为亚像素级的精度。此处，我们通过如下过程对比了该亚像素级精度与像素级精度轴承边缘检测的差异。首先，提取左上方区域的亚像素级坐标；然后，将亚像素级坐标转换为像素级坐标（为了实现这一转换，通常需要将亚像素级的坐标值四舍五入为最接近的整数。在本文中，亚像素级精度的坐标保留三位有效数字，经过四舍五入后，得到对应的像素级精度的坐标。

在提取了分界线坐标点之后，进行曲线拟合。由于轴承分界线表现为二次曲线，基于此先验知识，设下二次函数 $y = Ax^2 + Bx + C$ ，将得到的亚像素坐标点带入，使用最小二乘法得到二次曲线的参数[14]。

为了便于观察，我们将算法检测到的分界线在分别在不同的原图上展示

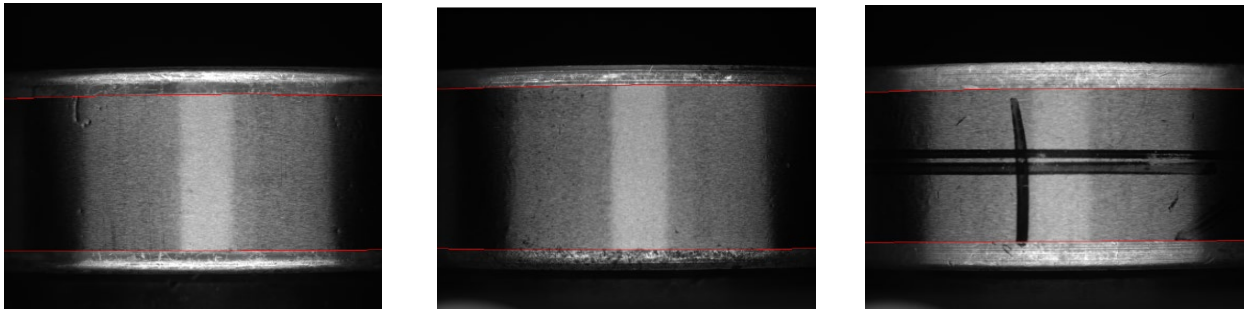


Fig. 7 Bearing zoning diagram

图 7. 轴承分区图

3.4 实验参数

本文所涉及到的参数均采用固定阈值或根据每张图片自适应设置，以确保处理结果的稳定性和高效性。每个固定阈值都经过大量实验验证，以确保其在各种情况下的有效性。

Table. 1 Experimental parameters

表 1. 实验参数

实验步骤	参数
巴特沃斯同态滤波	低频增益 0.5; 高频增益 1.0; 阶数: 2
图像锐化	100, 100, 5
灰度变换	0, 100
等分的子区域尺寸	40*100
相似度阈值	0.4
求解梯度的 Sigma	1, 2, 3
高斯线检测	2, 2, 5

3.5 结果分析

在本次轴承缺陷检测实验中,我们采用了 6800 张轴承样本图像进行检测。根据自定义的轴承评价指标进行判定。实验结果表明,最终的检测算法达到了 99.23%的准确率,另外使用 python 脚本从 6800 张中随机挑选 100 张图片,分别计算这 100 张图片平均的拟合优度,均方误差,均方根误差以及误差平方和。结果如下表所示。

Table.2 Experimental results

表 2. 实验结果

拟合优度	均方误差	均方根误差	误差平方和
0.81	0.27	0.53	201

由该表可知,拟合优度为 0.81,表明模型在训练数据上有较好的拟合效果。均方误差(MSE)为 0.27,均方根误差(RMSE)为 0.53,这些指标显示了预测值与实际值之间的误差较小。误差平方和(SSE)为 201。每张图片的分辨率为 720*540,根据自定义的评价指标,误差平方和公式为 $SSE = \sum_1^n (y_i - y_{i测})^2$,本文规定在同一个像素点相差在 5 个像素点之内即可,即 $y_i - y_{i测}$ 的值小于等于 5,最大的误差平方和为 $5*5*540=13500$ 。本文随机抽检 100 张的平均误差平方和的值为 201,远远小于评价指标的值。实验证明,最终轴承分区的准确率达到工厂要求的 99%以上,且精度也符合自定义指标。

参考文献

- [1] 肖铭扬.复杂干扰条件下沥青路面破损检测算法研究[D].大连:大连海事大学,2021.
- [2] 曹雪,余立功,杨静宇.基于小波变换和去噪模型的光照不变人脸识别[J].计算机应用,2011,31(08):2126-2129.
- [3] 王聪雅.基于图像识别处理的桥梁底面裂缝检测方法的研究[D].北京:北京交通大学,2016.
- [4] KONG W, CHEN J, SONG Y, et al. Sobel edge detection algorithm with adaptive threshold based on improved genetic algorithm for image processing[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2023, 14(2): 74.
- [5] 王鹏.基于无人机视频的桥梁裂缝识别方法研究[D].广州:华南理工大学,2018.
- [6] LIU X, YE K. A long-distance image measuring technique for crack on tunnel lining[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2012, 40(6): 829-836.
- [7] YU Y, LI W, ZHANG J, et al. Bridge crack extraction method based on image-connected domain[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development (English Edition), 2013, 7(1): 34-37.
- [8] KUO C F J, LO W C, HUANG Y R, et al. Automated defect inspection system for CMOS image sensor with micro multi-layer non-spherical lens module[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2017, 45: 248-259.
- [9] KUMAR R P, DEIVANATHAN R, JEGADEESHWARAN R. Welding defect identification with machine vision system using machine learning[C]//Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2020, 1716(1): 012023.
- [10] LIU J, GU J, LUO S. Research on road crack detection based on machine vision[C]//2022 IEEE 6th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 543-547.
- [11] ARIVAZHAGAN S, SHEBIAH R N, SUDHARSAN H, et al. External and internal defect detection of egg using machine vision[J]. Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences, 2013, 4(3): 257-262.
- [12] PRIYADHARSHINI R A, ARIVAZHAGAN S, ARUN M. Crack recognition on concrete structures based on machine crafted and hand crafted features[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 228: 120447.
- [13] 郝勇,耿佩,温钦华,等.滚动轴承保持架缺陷的图像处理及模式识别方法研究[J].仪器仪表学报,2019,40(09):162-169.
- [14] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986(6): 679-698.