

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2314498

# 改进 HED 网络在轴承自动测量中的应用研究<sup>\*</sup>

陈世奇 侯明 李鹏程

(北京信息科技大学自动化学院 北京 100192)

**摘要:** 针对在工业环境中传统接触式测量轴承尺寸操作复杂且检测成本高的问题,提出一种新的加入注意力机制并结合 Canny 算法的改进型 HED 网络边缘检测算法。该方法基于 HED 网络,将主干网络第 4、5 个阶段的卷积层替换成连续空洞卷积,并设置网络的第 3、4 层池化步长为 1,增大模型的感受野,提高输出的边缘图像精度;加入高效通道注意力机制 ECA 模块,有效抑制无关纹理特征和非边缘像素等影响;使用 Canny 算法中的非极大值抑制和双阈值处理算法,对检测的粗边缘进行细化,得到更加精确的轴承边缘;使用最小二乘圆拟合算法,获取轴承的内外环尺寸参数。实验结果表明,改进后的 HED 网络在 ODS 和 OIS 指标上分别达到了 0.811 和 0.835,该方法可以有效实现轴承边缘检测并保证轴承尺寸测量精度。

**关键词:** HED 网络;轴承边缘检测;尺寸测量;空洞卷积;注意力机制

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.6040

## Research on application of improved HED network in automatic bearing measurement

Chen Shiqi Hou Ming Li Pengcheng

(School of Automation, Beijing Information Science &amp; Technology University, Beijing 100192, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of complex operation and high cost of traditional contact measurement of bearing size in industrial environment, an improved edge detection algorithm for HED network is proposed by adding attention mechanism and Canny algorithm. The method is based on the HED network, the convolutional layer of the fourth and fifth stages of the backbone network is replaced with a continuous hollow convolutional layer, and the pooling step of the third and fourth layers of the network is set to 1, which increases the model receptive field and improves the output edge image accuracy. The efficient channel attention mechanism ECA module is added to effectively suppress the influence of irrelevant texture features and non-edge pixels. Using the non-maximum value suppression and double threshold processing algorithms in Canny algorithm, the coarse edges detected are refined to obtain more accurate bearing edges. The inner and outer diameter parameters of bearing are obtained by using the least square circle fitting method. The experimental results show that the improved HED model achieves 0.811 and 0.833 respectively in ODS and OIS, which can effectively realize the bearing edge detection and ensure the bearing size measurement accuracy.

**Keywords:** HED network; bearing edge detection; dimensional measurement; empty convolution; attention mechanism

## 0 引言

中国制造正从“制造大国”向“制造强国”转型升级,人工智能、机器视觉作为实现中国制造 2025 的核心技术正处于制造产业的风口浪尖,越来越多的现代工业生产商,正在使用计算机视觉技术,检查工业产品问题,提升质量。在一些不适合于人工作业的危險工作环境或人工视觉难以满足要求的场合,常用机器视觉来替代人工视觉,同时在大批量工业生产过

程中,用人工视觉检查产品质量效率低且精度不高,用机器视觉检测方法可以大大提高生产效率和生产的自动化程度。“十四五”期间,我国战略性新兴产业和制造强国战略重点领域需要大量的高端轴承为重大技术装备配套,轴承行业应着力进行这些轴承的研发→工程化→产业化<sup>[1]</sup>。

机器视觉涉及到光学成像、视觉信息处理、人工智能等相关技术<sup>[2]</sup>,具有高实时性、准确性及智能化的特点,在生产生活中有着广阔的应用前景<sup>[3]</sup>。近年来,机器视觉已逐

收稿日期:2023-08-31

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金(61971048)项目资助

步在汽车制造、食品检测、交通、军事、纺织加工等多个领域得到应用,市场规模不断扩大<sup>[4]</sup>。基于端对端的思想,Xie 等<sup>[5]</sup>提出了一种边缘检测模型 HED(holistically-nested edge detection),以图像到图像的方式训练和预测边缘,相比较 Canny<sup>[6]</sup>等传统边缘检测算法效果更好。Kavitha 等<sup>[7]</sup>利用圆形霍夫变换在像素级别的车床主轴旋转图像中检测主缸中心位置的变化,并使用最小二乘拟合计算主缸的中心位置。程宁等<sup>[8]</sup>构建了一种尺度与对比不变的边缘检测器,可以有效估计边缘的对比度和宽度。焦安波等<sup>[9]</sup>将 HED 网络运用在红外图像检测领域,将改进网络提取的边缘与匹配滤波提取的边缘融合,很好的抑制了红外图像中目标区域以外的边缘且能较为准确的提取目标边缘。Xiao 等<sup>[10]</sup>通过感兴趣区域提取、图像预处理和边缘检测,实现旋压过程中旋压件直线度和圆度的实时测量。顾清华等<sup>[11]</sup>利用残差可变形卷积替代普通卷积改进 HED 模型,有效实现对粘连和堆叠矿石的边缘提取。Shengmei 等<sup>[12]</sup>将全卷积神经网络与深度监督结合,可以有效重建未知物体的边缘信息。

以上方法通过边缘检测算法和深度学习方法,可以提取相关目标的边缘。轴承的性能对于机械系统的可靠性和效率至关重要,因此,轴承参数的准确测量对于优化设计、监测设备状态和确保稳定运行至关重要。针对高精度轴承工业零件,通过非接触式测量技术进行参数测量,传统的边缘检测方法主要利用一阶或者二阶微分算子进行检测边缘,鲁棒性不强,手动调参困难,难以处理较为复杂的场景,会受到亮度问题、阴影、轴承表面纹理和标记字体等影响,无法有效提取到高精细度的工件边缘,影响到后续的参数测量,导致测量精度低。而传统的人工测量方法智能度低,需要进行大量人工选择关键特征,效率低。实现轴承参数的在线检测需要解决大量数据的实时处理和问题分析,通过深度学习的方法可以有效处理干扰影响并提取到关键特征,大量降低了人工介入工作量,并有效提高检测与测量效率。通过不断地学习样本数据,在没有人工干预的情况下,自动提取所需要的图像特征,与传统方法结合,能够提高图像中关键信息提取的准确性、自动化测量程度大量提高。

因此,本文提出一种基于改进 HED 网络的轴承边缘检测方法,利用连续空洞卷积替换原模型的普通卷积,加入 ECA 高效通道注意力模块,可以有效减少轴承表面复杂纹理、阴影、标记字体和高亮反光的影响,同时参考 Canny 边缘检测算子的非极大值抑制算法和双阈值处理思想,可以有效细化经过神经网络得到的粗边缘,确保轴承内外环半径测量的精确度,实现轴承自动测量。通过实验分析,最终验证了本文算法的有效性与其可行性。

## 1 方法与实验

### 1.1 HED 网络

HED 网络模型基于 VGG(visual geometry group),采

用端到端的网络结构,能够提取图像中多层次多尺度的特征。HED 网络去除了 VGG16 网络的全连接层和第 5 层池化层,使得 HED 网络可以实现对任意大小的图片进行训练与测试。HED 网络增加了 5 个侧边输出层,将侧边输出层与每一组卷积层的最后一层卷积相连,每个侧边输出层的图像大小为前一个侧边输出层图像大小的 1/2,因此 HED 网络需要把得到的边缘特征图进行反卷积,使得到的特征图尺寸大小扩大到与原输入图相同,并将这些边缘特征图通过卷积网络进行融合,同时利用低层网络准确的位置信息与高层网络丰富的语义信息,得到边缘检测结果。HED 网络结构如图 1 所示。

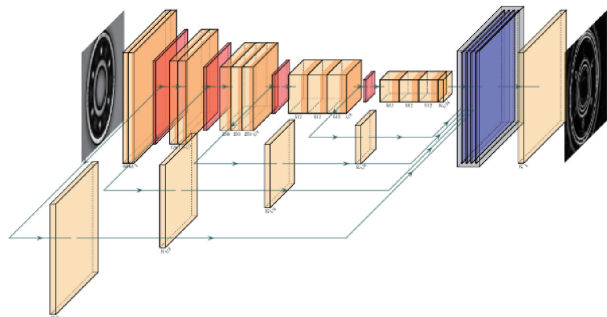


图 1 HED 模型结构

### 1.2 改进 HED 网络

本文为提高轴承边缘检测的检测精度,以及针对 HED 网络得到的轴承边缘模糊的问题,提出了基于改进 HED 网络的轴承边缘检测模型,改进后的 HED 网络结构如图 2 所示。该模型在 HED 网络模型的基础上,采用连续不同膨胀因子的空洞卷积替换 stage4、5 中的卷积层,并设置第 3、4 层池化层步长为 1。在 HED 网络每个 stage 的最后一层卷积之后添加注意力机制模块,并通过特征融合将浅层边缘传播到深层。改进后的 HED 网络模型可以有效增大网络的感受野,提高边缘检测精度,同时减少轴承表面无关纹理和背景反光的影响。

#### 1) 空洞卷积

本文以 HED 网络作为主干网络,主要以 5 个 stage 对轴承图片进行边缘特征提取。在 HED 网络中,前 4 个 stage 在卷积之后采用最大池化对图像特征进行下采样,输出图片的精度为输入图片的 1/16,使得每个侧边输出的边缘图像精度下降,导致输出的图像中边缘模糊。为了提高边缘检测的精度,将 HED 网络中的 stage4、stage5 层中的卷积替换成空洞卷积<sup>[13]</sup>,将 stage4 中空洞卷积的膨胀因子分别设置为 2 和 4,将 stage5 中空洞卷积的膨胀因子设置为 2、4、8,从而来增大网络的感受野,并且设置 stage3、stage4 中的最大池化层步长为 1,使输出图片的精度为输入图片的 1/4,从而提高输出的边缘图像精度。

空洞卷积可以有效增加感受野大小,使网络可以更好地捕捉到图像中的纹理和细节信息,进而提高轴承边缘检

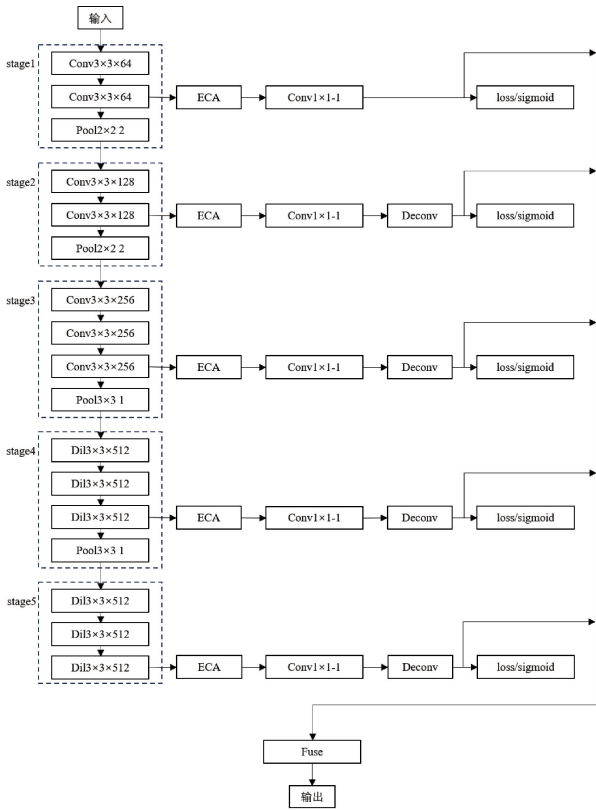


图 2 改进 HED 模型结构

测的准确性。同时,空洞卷积能够有效地减少卷积层的参数数量,降低了模型复杂度和计算复杂度,改进后的 HED 网络可以有效提高网络的计算效率和性能。连续使用相同膨胀因子的空洞卷积会丢失局部信息,导致网格效应,因此本文采用不同膨胀因子的空洞卷积来替代卷积层,可以有效解决空洞卷积网格效应的问题。如图 3 所示,图 3(a)是膨胀因子为 1 的空洞卷积;图 3(b)是膨胀因子为 2 的空洞卷积;图 3(c)是膨胀因子为 3 的空洞卷积。连续空洞卷积的感受野计算公式如下:

$$k' = k + (k - 1)(r - 1) \quad (1)$$

$$F_i = (F_{(i-1)} - 1) \times stride + k' \quad (2)$$

式中:  $k'$  表示空洞卷积核大小,  $k$  表示原始卷积核大小,  $r$  表示膨胀因子,  $stride$  表示步长,  $F_i$  表示第  $i$  层的感受野大小,  $F_{i-1}$  表示第  $i-1$  层感受野的大小。

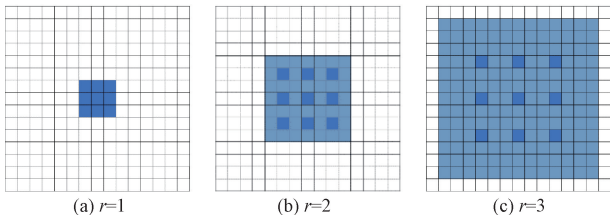


图 3 连续空洞卷积

2) 注意力机制

轴承包含内圈、外圈、滚珠等部件,不同的部件存在不同

的纹理,HED 网络检测轴承边缘时容易受到噪声、背景反光、轴承表面划痕、反光面纹络影响,从而影响到轴承边缘检测的精度。通道注意力机制 (SENet) 可以获得输入特征层的每一个通道的权值,利用 SENet 可以让神经网络选择性关注重要特征<sup>[14]</sup>,SE 模块如图 4 所示。高效通道注意力机制 (ECANet) 是通道注意力机制 (SENet) 的改进,SENet 对通道注意力机制的预测带来了副作用,捕获所有通道的依赖关系是低效且不必要的。ECANet 去除了原来 SENet 中的全连接层,直接在全局平均池化之后的特征上进行一个 1D 卷积进行学习,克服性能和复杂性的矛盾,ECANet 只增加少量的参数,可以获得明显的性能增益<sup>[15]</sup>,ECA 模块如图 5 所示。本文模型在每个 stage 后添加 ECA 模块,可以有效抑制无关纹理特征和非边缘像素等影响。

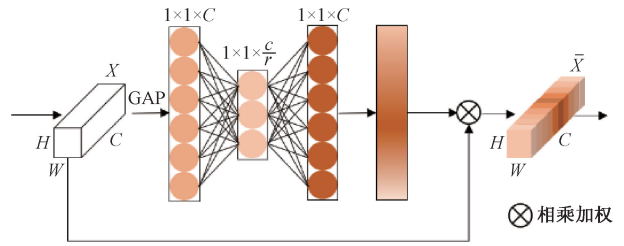


图 4 SE 模块

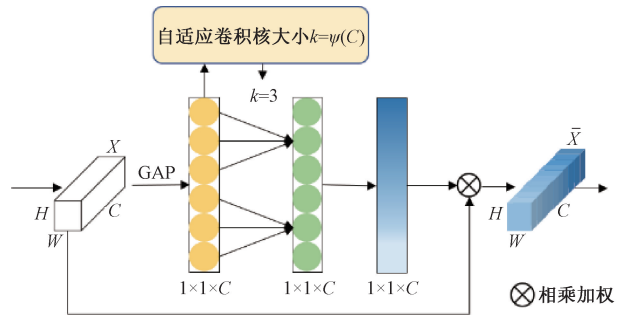


图 5 ECA 模块

3) 损失函数

HED 网络对边缘损失函数进行了修改。损失函数:

$$L_{side} = (I, G, W, \omega) = \sum_{m=1}^M \alpha_m I_{side} (I, G, W, \omega^{(m)}) = \sum_{m=1}^M \alpha_m \Delta(\hat{G}^{(m)}, G; W, \omega) \quad (3)$$

图像中存在边缘的区域很少,图像大部分区域都是非边缘的,为了解决边缘和非边缘不平衡的问题,HED 网络引入了一个平衡因子  $\beta$ ,用它来定义平衡交叉熵函数<sup>[16]</sup>:

$$\Delta = -\beta_j \sum_{j=1}^{|I|} G_j \log \Pr(G_j = 1 | I_j; W, \omega) - (1 - \beta_j) \sum_{j=1}^{|I|} (1 - G_j) \log \Pr(G_j = 0 | I_j; W, \omega) \quad (4)$$

其中,  $I$  为总像素;  $\beta_j$  为非边缘像素 ( $I^-$ ) 和总像素 ( $I$ ) 的比值,  $\beta_j = (I^-)/(I)$ ,  $I_j$  为正样本,  $(1 - \beta_j)$  为边缘像素 ( $I^+$ ) 和总像素 ( $I$ ) 的比值,  $(1 - \beta_j) = (I^+)/(I)$ ,

对应的  $I_j$  为负样本。

HED 网络将所有的侧边输出层的预测结果连接在一起学习混合权重,混合权重的损失函数:

$$L_{fuse}(I, G, W, \omega) = \Delta(\sum_{m=1}^M h_m \hat{G}^{(m)}, G; W, \omega) \quad (5)$$

总体的损失函数:

$$L(I, G, W, \omega) = L_{side}(I, G, W, \omega) + L_{fuse}(I, G, W, \omega) \quad (6)$$

### 1.3 粗边缘图像细化处理

#### 1) Canny 算法融合

经过改进 HED 网络模型得到的轴承边缘比较粗,因此对改进 HED 网络提取的边缘进行细化处理。本文引入 Canny 算法细化边缘的思想,通过非极大值抑制算法和双阈值处理算法对检测的粗边缘进行细化,可以得到更加精确的轴承边缘。

传统 Canny 算法使用 Sobel 算子,仅考虑  $x, y$  两个方向上的梯度信息,对于图像边缘方向特征考虑较少,容易丢失部分边缘信息,因此将边缘检测算子扩展到  $0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ$  和  $157.5^\circ$  这 8 个方向,对图像的每个像素点所求的梯度幅值进行非极大值抑制,遍历目标图像的像素点,对像素点相邻领域的 8 个方向的梯度进行比较,如果该像素点的梯度值在某一个方向上是非极大值,则抑制,反之则保留。但是通过 HED 网络得到的粗边缘两侧梯度值变化大,这种情况直接采用非极大值抑制会出现双边边缘现象,如图 6(a) 所示。针对双边边缘问题,对非极大值抑制进行改进,将非极大值抑制算法的梯度值比较改为灰度值比较,即对像素点相邻的 8 个方向的灰度值进行比较,若该像素点的灰度值在某一个方向上是非极大值,则抑制,反之则保留。经过非极大值抑制后,图像中还存在少量无关纹理,再通过双阈值算法对非极大值抑制的图像进行后处理,设置一个高阈值(TH)和低阈值(TL),将图像中灰度变化大于 TH 的像素设置为强边缘像素,灰度变化在 TH 和 TL 之间的设置为弱边缘像素,灰度变化低于 TL 的像素剔除。经过非极大值抑制和双阈值处理后的图像如图 6(b) 所示。图像的边缘更加精细,可以进一步提高测量轴承内外环尺寸的精度。

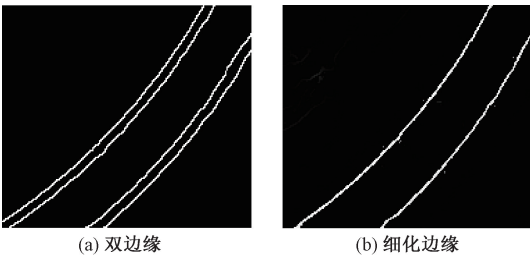


图 6 边缘细化处理图

#### 2) 圆拟合算法

对轴承边缘轮廓进行圆拟合,可以获取轴承的尺寸参

数。常用的圆拟合算法有霍夫圆变换算法<sup>[17]</sup>和最小二乘拟合圆算法<sup>[18]</sup>。使用 Opencv 中的 HoughCircles() 函数可以确定轴承内外环的圆心坐标与半径。但霍夫圆变换算法需要手动调整函数中的参数,手动调参耗费时间,并且不适用于不同尺寸的轴承边缘拟合。因此采用精度高、参数少的最小二乘拟合圆算法。

设平面圆的标准方程式为  $(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2$ , 其圆心坐标为  $(a, b)$ , 半径为  $r$ 。  $P_i(x_i, y_i)$  为圆外第  $i$  个采样点 ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ),  $P_i$  到圆心的距离为  $d_i$ ,  $d_i$  的计算公式为:

$$d_i = \sqrt{(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2} \quad (7)$$

以  $d_i$  为半径的圆面积为  $S_i$ , 以  $r$  为半径的圆面积为  $S$ ,  $P_i$  点到圆心的距离  $d_i$  与拟合圆之间的残差为:

$$\epsilon_i = S_i - S = \pi(d_i^2 - r^2) = \pi[(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2 - r^2] \quad (8)$$

由式(8)可知,可得残差的平方和为:

$$F(a, b, r) = \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 = \pi^2 \sum_{i=1}^n [(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2 - r^2]^2 \quad (9)$$

根据最小二乘法原理,当  $F(a, b, r)$  为极小值时,  $a, b$  和半径  $r$  的值应满足:

$$\frac{\partial F(a, b, r)}{\partial a} = \frac{\partial F(a, b, r)}{\partial b} = \frac{\partial F(a, b, r)}{\partial r} = 0 \quad (10)$$

求解式(10)可得拟合圆圆心坐标  $(a, b)$  的和半径  $r$  的值,令:

$$\begin{cases} c = n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2 \\ d = n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2 \\ e = n \sum x_i^3 + n \sum x_i y_i^2 - \sum (x_i^2 + y_i^2) \sum x_i \\ f = n \sum y_i^3 + n \sum x_i^2 y_i - \sum (x_i^2 + y_i^2) \sum y_i \\ g = n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i \end{cases} \quad (11)$$

可解得:

$$\begin{cases} a = \frac{ed - fg}{2(cd - g^2)} \\ b = \frac{fc - eg}{2(cd - g^2)} \\ h = \frac{1}{n} [2a \sum x_i + 2b \sum y_i - \sum (x_i^2 + y_i^2)] \end{cases} \quad (12)$$

求得拟合圆的半径:

$$r = \sqrt{a^2 + b^2 - h} \quad (13)$$

最小二乘法对于均匀分布的像素点有很好的拟合效果。图 7(a) 为 Hough 变换拟合圆结果,图 7(b) 最小二乘法拟合圆结果。

## 2 实验结果与分析

### 2.1 实验环境

本文实验采用 Python3.6 环境下的 Pytorch 深度学习

框架进行网络的训练与测试,硬件配置 CPU 为 Inter Core i7-11800H,内存为 16 GB,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 3060 6 GB,软件环境为 Windows10 操作系统。训练改进 HED 模型,设置初始学习率为  $1 \times 10^{-6}$ ,衰减率为 0.1, epoch 为 50,动量为 0.9,衰减权重为  $2 \times 10^{-4}$ 。模型的损失函数变化如图 7 所示。

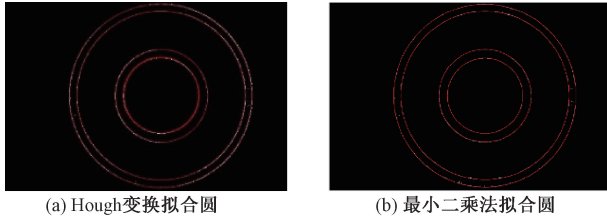


图 7 圆拟合算法结果

目前没有公开的轴承边缘数据集。在实验过程中首先需要建立轴承边缘数据集,轴承图片数据集是通过工业相机对轴承在不同角度和亮度环境下进行拍摄采集,一共收集了 100 张图片,图片预处理调整为  $768 \times 512$  大小。使用 labelme 对轴承数据集进行边缘标注,并通过随机旋转、裁剪和对比度增强等方式对数据集进行扩展,扩展后的数据集有 500 张图片,其中训练样本 400 张,测试样本 100 张。

实现轴承的内外环尺寸自动测量,需要可靠的视觉检测系统。根据轴承的表面特征以及视觉检测要求,确定视觉检测系统的硬件选型。软件模块主要负责实现系统高精度测量功能。系统硬件和软件相互协调配合,确保系统的智能化运行,完成视觉检测任务。轴承自动测量系统具体流程如图 8 所示。

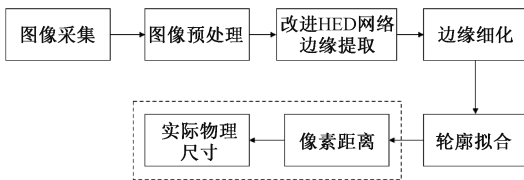


图 8 轴承自动测量系统流程

### 2.2 实验分析

改进后的模型训练损失函数如图 9 所示,随着训练次数的增加,模型的损失值也随之降低,当 epoch 达到 23 次时模型的损失值趋于稳定,损失值为 0.079 77,模型基本收敛。

#### 1) 性能指标评价

边缘检测网络的性能评价指标主要包括是最佳数据集尺度(optimal dataset scale, ODS)和最佳图像尺度(optimal image scale, OIS)<sup>[19]</sup>。对精确率(Precision)和召回率(Recall)进行计算,如式:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (14)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (15)$$

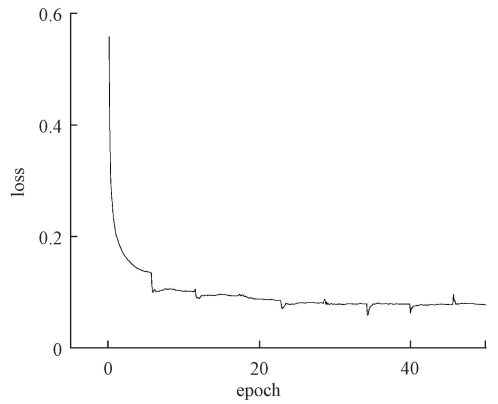


图 9 loss 变化曲线

通过  $P$  和  $R$  可以计算性能评价指标 ODS 和 OIS 的值,如式(16)、(17)所示。

$$ODS = \max\left(\frac{2P_t \times R_t}{P_t + R_t}\right) \quad (16)$$

$$OIS = \frac{1}{N} \sum_i \max\left(\frac{2P_t^i \times R_t^i}{P_t^i + R_t^i}\right) \quad (17)$$

其中,  $N$  表示图像的总数,  $P_t^i$  和  $R_t^i$  分别表示阈值为  $t$  时第  $i$  张图像的精确率和召回率。对网络的各改进模块进行消融实验,验证各模块对网络的改进效果。如表 1 所示,其中  $\checkmark$  表示在 HED 模型中加入了该模块。

表 1 消融实验结果

| 方案 | 空洞卷积         | SE           | ECA          | ODS   | OIS   |
|----|--------------|--------------|--------------|-------|-------|
| 1  |              |              |              | 0.796 | 0.812 |
| 2  | $\checkmark$ |              |              | 0.798 | 0.815 |
| 3  |              | $\checkmark$ |              | 0.799 | 0.818 |
| 4  |              |              | $\checkmark$ | 0.801 | 0.823 |
| 5  | $\checkmark$ | $\checkmark$ |              | 0.804 | 0.829 |
| 6  | $\checkmark$ |              | $\checkmark$ | 0.811 | 0.835 |

通过消融实验可知,方案 1 为不加入任何改进模块的原 HED 模型,原 HED 模型的 ODS 和 OIS 分别为 0.796 和 0.812;方案 2 将 HED 模型 stage4、5 中的卷积层替换为空洞卷积,模型的 ODS 和 OIS 分别提高了 0.002 和 0.003;方案 3 在 HED 模型中加入 SE 模块,模型的 ODS 和 OIS 分别提高了 0.003 和 0.006;方案 4 在 HED 模型中加入 ECA 模块,模型的 ODS 和 OIS 分别提高了 0.005 和 0.011,由此可见 ECA 模块的改进效果比 SE 模块更好;方案 6 在 HED 模型中同时加入空洞卷积和 ECA 模块,模型的 ODS 和 OIS 分别提高了 0.015 和 0.023,说明加入空洞卷积和 ECA 模块可以有效提高模型的性能。

对各种方法进行性能对比,使用 ODS 和 OIS 对 Canny 算法、HED、RCF 和本文方法边缘检测结果进行性能评价,如表 2 所示,本文网络的 ODS 和 OIS 相比于 HED,分别提高了 0.015 和 0.023,相比于 RCF,分别提高了 0.007 和 0.009。

表 2 各种方法性能对比

| 方法    | ODS   | OIS   |
|-------|-------|-------|
| Canny | 0.652 | 0.723 |
| HED   | 0.796 | 0.812 |
| RCF   | 0.804 | 0.826 |
| 本文网络  | 0.811 | 0.835 |

## 2) 测量精度评价

对本文算法的测量精度进行评价,比较原 HED 网络测量精度、改进 HED 网络测量精度和本文算法精度,将

内环为 4.85 mm、外环为 11.70 mm 的轴承在不同位置上进行测量,通过最小二乘拟合圆算法可以得到轴承内环和外环的像素尺寸,通过相机标定得到像素当量,完成像素尺寸到实际尺寸的转换,实现轴承内外环实际尺寸的测量。

表 3 和 4 给出了 HED 网络和改进 HED 网络对轴承内外环的测量值,HED 网络测量轴承内环的平均误差为 0.017 7 mm,测量轴承外环的平均误差为 0.027 4 mm;改进 HED 网络测量轴承内环的平均误差为 0.008 0 mm,测量轴承外环的平均误差为 0.011 1 mm。

表 3 HED 网络测量值

| 序号 | 内环圆心坐标 $(x,y)$ /<br>pix | 外环圆心坐标 $(x,y)$ /<br>pix | 内环 $d_1$ /<br>pix | 外环 $d_2$ /<br>pix | 内环 $d_1$ /<br>mm | 外环 $d_2$ /<br>mm |
|----|-------------------------|-------------------------|-------------------|-------------------|------------------|------------------|
| 1  | (427.513 6,257.103 3)   | (428.763 9,256.869 2)   | 104.001 7         | 250.204 8         | 4.875 6          | 11.729 6         |
| 2  | (455.322 4,260.365 7)   | (454.059 7,262.613 9)   | 103.432 1         | 250.294 4         | 4.869 8          | 11.733 8         |
| 3  | (410.396 5,259.358 4)   | (412.632 9,256.985 7)   | 103.248 7         | 249.261 9         | 4.840 3          | 11.685 4         |
| 4  | (343.659 4,253.265 9)   | (341.904 8,252.336 5)   | 103.816 1         | 250.258 1         | 4.866 9          | 11.732 1         |
| 5  | (403.716 0,260.165 8)   | (400.169 7,263.329 4)   | 103.107 9         | 250.147 2         | 4.833 7          | 11.726 9         |

表 4 改进 HED 网络测量值

| 序号 | 内环圆心坐标 $(x,y)$ /<br>pix | 外环圆心坐标 $(x,y)$ /<br>pix | 内环 $d_1$ /<br>pix | 外环 $d_2$ /<br>pix | 内环 $d_1$ /<br>mm | 外环 $d_2$ /<br>mm |
|----|-------------------------|-------------------------|-------------------|-------------------|------------------|------------------|
| 1  | (426.136 5,255.165 2)   | (427.365 4,255.981 6)   | 103.212 5         | 249.300 3         | 4.838 6          | 11.687 2         |
| 2  | (453.896 3,262.563 2)   | (453.163 3,263.173 5)   | 103.581 4         | 250.068 3         | 4.855 9          | 11.723 2         |
| 3  | (412.035 6,259.900 7)   | (413.566 8,258.233 9)   | 103.523 9         | 249.793 0         | 4.853 2          | 11.710 3         |
| 4  | (343.235 4,251.650 4)   | (342.362 5,251.395 7)   | 103.713 7         | 249.844 3         | 4.862 1          | 11.712 7         |
| 5  | (399.657 6,260.659 7)   | (400.358 3,261.265 4)   | 103.611 3         | 249.923 2         | 4.857 3          | 11.716 4         |

本文算法在改进 HED 网络后再结合 Canny 算法,通过改进非极大值抑制和双阈值算法,可以有效细化改进 HED 网络得到的轴承边缘并解决双边缘问题,如表 5 所示,本文算法测量轴承内环的平均误差为 0.002 9 mm,测

量轴承外环的平均误差为 0.004 1 mm。如图 10 所示,本文算法相比 HED 网络和改进 HED 网络,提高了对轴承内外环的测量精度,有效减少了无关纹理与反光等因素对测量的影响,可以实现对轴承内外环尺寸的非接触式测量。

表 5 本文算法测量值

| 序号 | 内环圆心坐标 $(x,y)$ /<br>pix | 外环圆心坐标 $(x,y)$ /<br>pix | 内环 $d_1$ /<br>pix | 外环 $d_2$ /<br>pix | 内环 $d_1$ /<br>mm | 外环 $d_2$ /<br>mm |
|----|-------------------------|-------------------------|-------------------|-------------------|------------------|------------------|
| 1  | (425.618 3,254.378 1)   | (425.668 7,254.281 1)   | 103.393 8         | 249.596 8         | 4.847 1          | 11.705 7         |
| 2  | (454.265 8,261.473 8)   | (453.772 2,261.398 0)   | 103.432 1         | 249.503 0         | 4.848 9          | 11.696 7         |
| 3  | (413.858 6,258.358 4)   | (413.241 5,258.280 9)   | 103.530 3         | 249.650 2         | 4.853 5          | 11.703 6         |
| 4  | (341.670 6,252.540 8)   | (340.993 8,252.376 2)   | 103.374 6         | 249.622 4         | 4.846 2          | 11.702 3         |
| 5  | (400.830 6,261.913 6)   | (400.823 8,261.807 2)   | 103.523 9         | 249.688 6         | 4.853 2          | 11.705 4         |

图 11 给出了在不同位置下不同轴承部位的边缘检测效果,图 11(a)~(e)分别为原图、Canny 算法边缘检测结

果图、HED 网络边缘检测结果图、改进 HED 网络边缘检测结果图、本文算法边缘检测结果图。Canny 算法受轴承

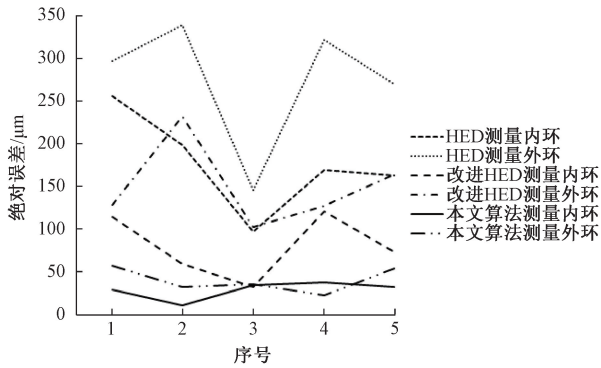


图 10 测量精度误差

表面纹理及滚珠反光等干扰影响较大,边缘检测结果存在大量无关纹理;HED网络相比 Canny 算法消除了一部分干扰影响,但仍然存在反光等无关纹理影响边缘检测效果;改进 HED 网络消除了大部分无关纹理影响,但产生的边缘检测结果较粗,不利于保证轴承内外环尺寸测量的精度。本文算法结合改进 HED 神经网络与传统边缘检测 Canny 算法,可以有效去除大部分亮度问题、阴影、轴承表面纹理和标记字体等影响,细化神经网络得到的轴承粗边缘,保证轴承内外环轮廓拟合的精确度,从而实现无接触式下轴承自动测量系统的智能化与高精度测量。

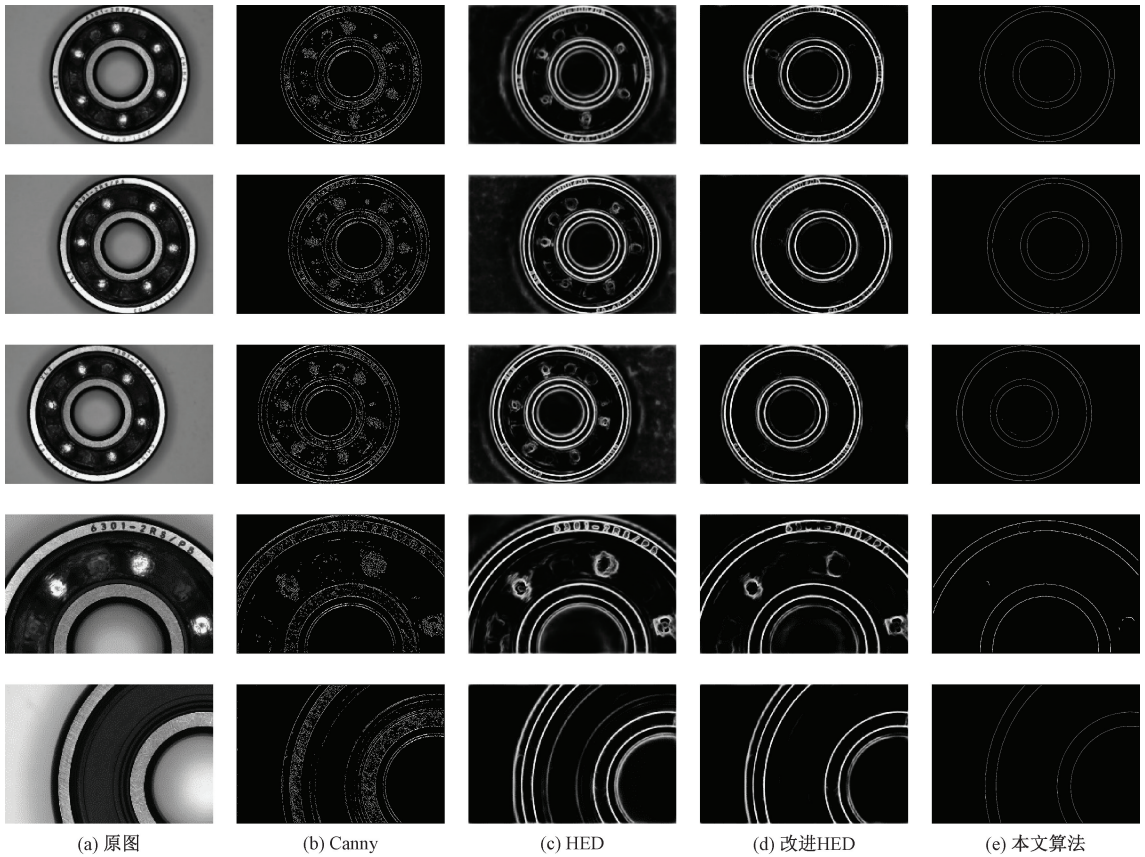


图 11 不同位置轴承边缘检测结果

### 3 结 论

工业环境中,传统接触式测量轴承尺寸操作复杂且检测成本高;非接触式测量技术中,传统边缘检测算法利用微分算子提取工件边缘鲁棒性不强,并且需要不断调参才能获取较好的边缘检测效果,适用范围小且易受到干扰影响。通过深度学习边缘检测方法不断学习样本数据,自动提取目标特征,可以有效实现轴承内外环参数自动测量,提高轴承边缘提取的准确性和精细度。本文选用深度卷积神经网络 HED 网络作为主干网络,针对轴承边缘检测过程中易受到轴承表面纹理等干扰影响,以及 HED 网络

得到的边缘效果较差这些问题,通过替换网络中的卷积层,加入 ECA 高效通道注意力模块,进一步提出改进 HED 网络结合非极大值抑制和双阈值处理的轴承边缘检测方法,实现非接触式轴承自动测量。实验表明,本文算法在有效抑制无关纹理等影响的同时,可以保证无接触式测量下的轴承边缘检测精度,未来考虑将改进的算法运用到各种工业零件的参数自动测量应用中。

### 参考文献

[1] 何加群. 论我国重大技术装备轴承的自主安全可控[J]. 轴承, 2022, 506(1): 1-17.  
 [2] 宋春华, 彭滋知. 机器视觉研究与发展综述[J]. 装备制造

- 造技术,2019(6):213-216.
- [3] 尹仕斌,任永杰,刘涛,等. 机器视觉技术在现代汽车制造中的应用综述[J]. 光学学报,2018,38(8):11-22.
- [4] 朱云,凌志刚,张雨强. 机器视觉技术研究进展及展望[J]. 图学学报,2020,41(6):871-890.
- [5] XIE S, TU Z. Holistically-nested edge detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2017, 125(1/3):3-18.
- [6] 陈明曦,侯涛,赵晏章,等. 基于新型改进 Canny 算法的轨边缘检测研究[J]. 国外电子测量技术,2021,40(11):48-52.
- [7] KAVITHA C, ASHOK S D. A new approach to spindle radial error evaluation using a machine vision system[J]. Metrology and Measurement Systems, 2017, 24(1):201-219.
- [8] 程宁,侯德林. 基于尺度与对比度不变的图像边缘检测算法[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(1):140-148.
- [9] 焦安波,何森,罗海波. 一种改进的 HED 网络及其在边缘检测中的应用[J]. 红外技术,2019,41(1):72-77.
- [10] XIAO G, LI Y, XIA Q, et al. Research on the on-line dimensional accuracy measurement method of conical spun workpieces based on machine vision technology [J]. Measurement, 2019, 148(3):106881-106881.
- [11] 顾清华,危发文,郭梦利,等. 基于改进 HED 网络模型的破碎矿石图像分割方法[J]. 激光与光电子学进展, 2022,59(2):262-270.
- [12] SHENGM EI Z, YIFANG C, XING H, et al. Ghost edge detection based on HED network[J]. Frontiers of Optoelectronics, 2022, 15(1):31-31.
- [13] JUNWEN L, YONGJUN Z, JIANBIN X, et al. Head detection based on dr feature extraction network and mixed dilated convolution module [J]. Electronics, 2021, 10(13):1565-1565.
- [14] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(8): 2011-2023.
- [15] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks [J]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020, 1(1):531-11539.
- [16] 苏恒强,张俊. 基于 HED 网络的奶牛边缘图像特征提取[J]. 中国农机化学报,2019,40(12):144-148.
- [17] 刘晶,吴昊,麦晓明,等. 基于霍夫变换及相似度检测的圆形表计检测方法[J]. 电测与仪表, 2021, 58(3): 195-200.
- [18] 邬自力,陈新奎. 一种基于近景摄影测量的齿轮齿顶圆的测量方法研究[J]. 机械设计, 2022, 39(S2): 216-220.
- [19] YUN L, MINGMING C, XIAOWEI H, at al. Richer convolutional features for edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 41(8):1939-1946.

#### 作者简介

**陈世奇**, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习图像处理。

E-mail: c896327625@163.com

**侯明**(通信作者), 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为复杂运动体控制。

E-mail: Houming@126.com

**李鹏程**, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习图像处理。

E-mail: 2021020352@bistu.edu.cn