

改进 Canny 算子的小管径弯头漏磁缺陷图像量化方法^{*}

秦浩东 张颖 赵鹏程

(常州大学安全科学与工程学院 常州 213164)

摘要:弯头作为管道的重要组成部分,受流体冲刷侵蚀等形成的缺陷对其安全运行构成威胁。漏磁检测是管道缺陷检测的有效技术,缺陷的精确量化具有重要意义。为了研究小管径弯头不同位置缺陷图像规律,并提高缺陷量化精度,提出一种改进 Canny 算子的小管径弯头漏磁缺陷图像量化方法。通过建立小管径弯头漏磁内检测仿真模型,分析了弯头不同位置处金属损失缺陷的图像规律。采用形态滤波和 OTSU 优化 Canny 算子,结合图像处理方法构建了缺陷图像量化模型,并对弯头不同位置缺陷深度量化做修正处理。实验结果表明,弯头不同位置缺陷在图像上呈现出明显的差异性,量化模型对缺陷长度和宽度的量化具有较高的精度,误差均小于 2 mm。缺陷深度的量化误差较大,修正后深度量化的精度为 86.34%,满足金属损失缺陷量化精度需求。该方法可实现缺陷漏磁图像量化处理,对管道漏磁缺陷量化具有一定意义。

关键词:弯头;漏磁检测;Canny;缺陷量化;图像特征

中图分类号: TP391 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520

Image quantification method of magnetic flux leakage defect for small-diameter pipe elbow based on improved Canny operator

Qin Haodong Zhang Ying Zhao Pengcheng

(School of Safety Science and Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China)

Abstract: The elbow is a crucial component of a pipeline and can be subject to fluid scour erosion and other defects that threaten its safe operation. A highly effective method for detecting pipeline defects is magnetic flux leakage (MFL) detection, and accurately quantifying these defects is of significant importance. In order to enhance comprehension of defect patterns in small-diameter pipe elbows and improve the measurement accuracy of defects, this paper proposed a novel image quantification method for MFL defects in small-diameter pipe elbows using an improved Canny operator. The image features of metal loss defects at different locations of the elbow were analyzed by establishing a simulation model for MFL detection in small-diameter pipe elbows. The defect image quantization model was constructed by using morphological filtering and OTSU optimized Canny operator, combined with image processing methods. This model corrected the depth quantification of defects from various positions on the elbow. The experimental results clearly showed that there are differences in the images of defects at different positions on the elbow. The accuracy of the quantification model in measuring defect length and width is precise, with an error rate of less than 2 mm. However, quantifying the depth of defects revealed a more significant error rate, with a precision of 86.34% post-correction. Nonetheless, this level of accuracy satisfies the necessary standard for detecting metal loss defects. The suggested approach allows for batch processing of defect images and therefore holds considerable importance in detecting MFL defects in pipelines.

Keywords: elbow; magnetic flux leakage detection; Canny; defect quantitative; image features

0 引言

油气集输大量使用小管径管道(DN100)作为输送载

体,其中,弯头对改变管内流体的输送方向起着至关重要的作用。受腐蚀、金属损失等缺陷的影响,弯头处易发生油气泄露,甚至引发安全事故。漏磁检测作为常用的管道无损

收稿日期:2023-10-12

* 基金项目:中国石油天然气股份有限公司—常州大学创新联合体科技合作项目(KYZ22020129)、江苏省研究生科研创新计划(KYCX22-3166)项目资助

检测技术,缺陷量化的精度是管道故障诊断的最终目标^[1-5]。因此,智能化、高精度的缺陷量化技术对管道的智能诊断和维护具有重要意义。

针对管道漏磁缺陷的量化方法,各学者已进行了大量研究。崔国宁等^[6]采用卷积神经网络对管道漏磁数据进行量化分析,改进的优化器使得网络量化的平均误差降低。胡家铖等^[7]提出了一种改进的支持向量机模型,通过对缺陷三维漏磁信号的提取,提高了缺陷量化的速度和准确性。许鹏等^[8]通过建立漏磁信号特征与缺陷尺寸参数的函数关系,实现了对缺陷深度的量化。朱红秀等^[9]提出了一种优化 RBF 的管道缺陷量化方法,采用自适应学习机制来训练量化模型,对不同形态缺陷的进行了量化。Kandroodi 等^[10]提出了一种基于轴向 MFL 水平轮廓的缺陷量化方法,利用径向基神经网络来识别量化缺陷的深度,经过实验验证获得了较高的缺陷尺寸量化精度。Azizzadeh 等^[11]提出一种利用三轴漏磁信号和多值校准曲面组合量化点蚀缺陷直径和深度的方法,对密集点蚀的相互影响进行了研究分析。Saeed 等^[12]采用人工神经网络和脉冲热成像技术,实现了对缺陷深度的精确识别。Kim 等^[13]基于贝叶斯模型构建了管道腐蚀缺陷的自适应量化方法,量化结果具有较好的可靠性。以上研究方法虽然在管道漏磁缺陷尺寸的量化分析工作上实现了较高的精度,但主要都基于长输油气管道缺陷漏磁数据量化方法,采用神经网络方法和漏磁数据进行缺陷量化,其精度受训练样本数量、特征量提取和网络参数的影响。此外,对于小管径弯头缺陷漏磁图像特征的量化方法尚未涉及。因此,有必要对小管径弯头漏磁缺陷的图像特征和量化模型展开研究。

本文通过建立小管径弯头漏磁内检测仿真模型,对弯头不同位置缺陷仿真模拟。根据缺陷图像的规律,提出一种改进 Canny 算子的小管径弯头漏磁缺陷图像量化方法。利用形态学滤波和大津法(OTSU)优化 Canny 算子,结合图像处理方法建立了缺陷量化模型,并对弯头不同位置处的缺陷深度进行了量化修正,实现了较高的缺陷量化精度。

1 弯头漏磁内检测仿真分析

管道漏磁内检测的原理主要是利用永磁体使管道达到饱和或近饱和磁化状态,在管道完整区域,磁力线会平行穿过管壁,无明显突变;当管道出现缺陷时,磁力线在这些区域会发生明显的变化,部分磁力线会溢出,在缺陷处形成漏磁场。通过对缺陷漏磁场的检测分析,可实现对缺陷的形状和尺寸大小的识别量化,从而评估管道的健康状态。

1.1 弯头漏磁内检测仿真模型

利用 Maxwell 仿真软件建立小管径弯头漏磁内检测仿真模型,模拟获取弯头不同位置的缺陷漏磁信号数据。仿真模型的弯头尺寸为 114 mm×8 mm(外径×壁厚),曲率半径为 3D(D 为管道外径)。如图 1 仿真模型所示,模型的磁化结构采用浮块式结构,选用 N52 型号的永磁体,磁

化方向沿管道轴向。沿管道周向布置了 8 个传感器盒,共包含 24 个检测通道。模型的具体参数如表 1 所示。

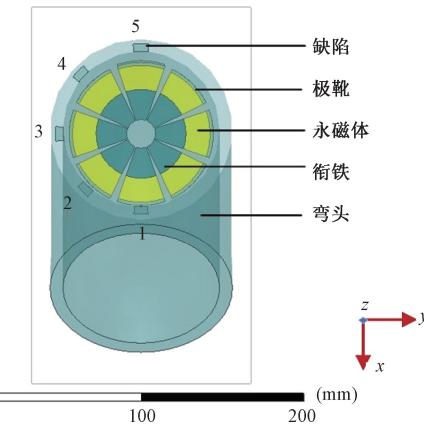


图 1 弯头漏磁内检测模型

表 1 模型具体参数

部件	宽度/mm	厚度/mm	材料
管道	114	8	Q235
永磁体	31	10	N52
衔铁	22	30	10# 钢
极靴	35	5	20# 钢

模型网格划分采用自由划分方式,为了获取精确的缺陷漏磁信号,对缺陷处网格进行加密处理。模型整体被相对磁导率为 1.0 的空气域包围。

为了研究小管径管道弯头不同位置缺陷的图像特征规律,仿真模拟了弯头不同位置的周向凹沟金属损失缺陷,缺陷设置如图 2 所示。考虑到对称性,以壁减的方式沿弯头内壁的周向和轴向设置了多个相同的缺陷。其中,a 路径设置了 5 个缺陷,分别位于 90°、135°、180°、225° 和 270° 处;b 路径上设置了 3 个缺陷,分别位于 15°、30° 和 45° 处。

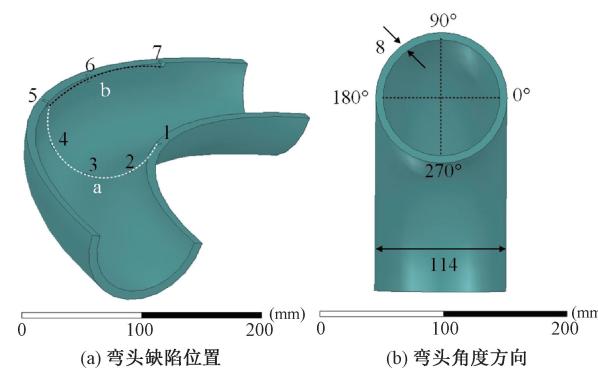


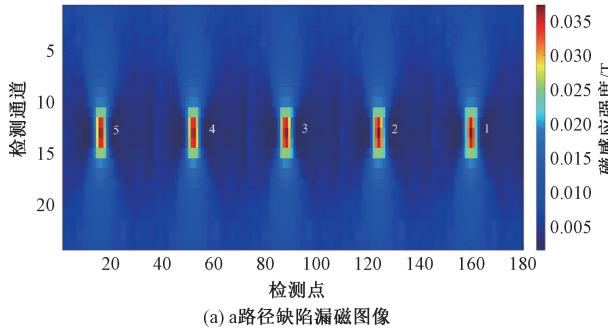
图 2 弯头缺陷设置

1.2 弯头漏磁缺陷图像特征

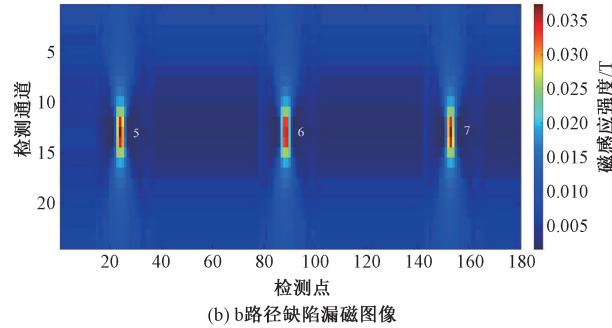
将管道缺陷漏磁数据生成彩色图像可以更直观的观察缺陷的尺寸、形状等特征。利用 Matlab 将漏磁数据生成以红、绿、蓝(R、G、B)三种颜色显示的彩色图像。任一通道漏

磁数据在图像上都包含一种特定的 RGB 强度,强度值介于 $[-1,1]$ 之间。图 3 和 4 分别给出了同一大小周向凹沟金属损失缺陷在直管和弯头对应位置下的彩色图像,图 5 为对应位置下缺陷的 RGB 强度曲线图。可以观察到,当缺陷在直管段时,在不同位置处的缺陷区域大小和色彩基本无变化。当缺陷位于弯头段时,缺陷漏磁信号区域轮廓大小

基本不变。缺陷位于弯头 a 路径上 270° 时(缺陷 1),缺陷图像的 RGB 色彩强度最大,而当缺陷位于 90° 时(缺陷 5),缺陷色彩降低,且缺陷 1~5 的图像色彩强度整体上呈现出削弱趋势。缺陷位于 b 路径上时,可以观察到缺陷在 45° 时(缺陷 5)的色彩强度最低,而在 15° 时(缺陷 7)缺陷的色彩强度最大,缺陷 5~7 的色彩强度呈增大趋势。

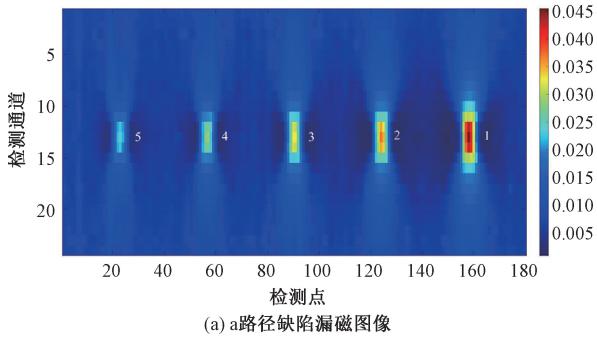


(a) a路径缺陷漏磁图像

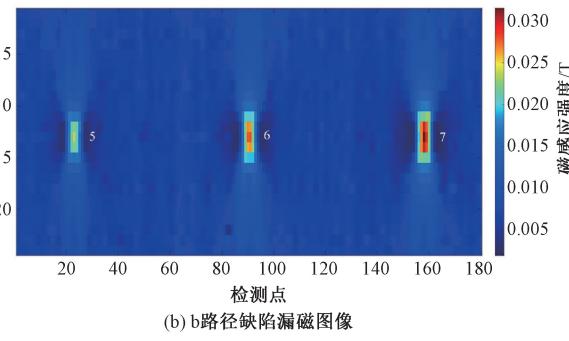


(b) b路径缺陷漏磁图像

图 3 直管不同位置缺陷彩色图像



(a) a路径缺陷漏磁图像



(b) b路径缺陷漏磁图像

图 4 弯头不同位置缺陷彩色图像

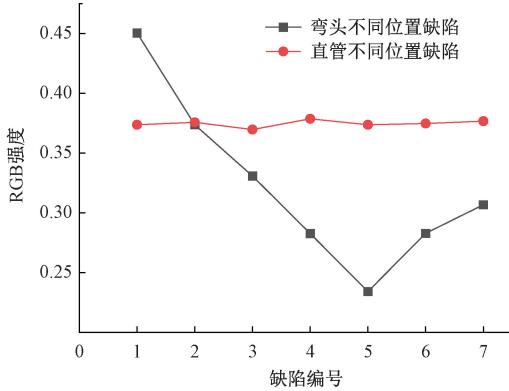


图 5 不同位置缺陷的 RGB 强度

综上,对于同一周向凹沟金属损失缺陷,当其位于弯头不同位置时,缺陷在图像上的 RGB 色彩强度存在较大的差异。缺陷图像的 RGB 色彩强度值大小反映了缺陷漏磁信号的大小,也反映了缺陷的尺寸信息。弯头不同位置缺陷的长度和宽度大小基本不变,而深度发生了明显的变化。

2 改进 Canny 算子的缺陷边缘检测方法

管道漏磁缺陷图像中可能存在的噪声,以及数据的离散程度会对缺陷边缘的判断造成影响。为了准确提取缺陷轮廓边缘,提出一种改进的 Canny 算子提取缺陷边缘。该方法引入统计滤波构造形态滤波器替换高斯滤波,并采用 OTSU 算法对阈值进行选取确定。

2.1 Canny 算子

Canny 算子是一种常用的边缘检测算子,因其具有良好的信噪比而被广泛使用^[14]。其核心原理是利用设置合适的高斯滤波器对目标图像做平滑处理,再通过一阶导数计算梯度幅值及方向,利用边缘细化非极大值抑制获得细化的图像边缘。然后,根据预设高低阈值判断图像像素点,以确定潜在边界。最后采用滞后技术追踪边界,将弱边界去除,从而确定目标边缘。

Canny 算子中的高斯函数易受噪声的干扰,使得滤波处理后的图像边缘模糊不清。此外,Canny 算子忽略了对角线点信息,且阈值的确定受分析人员的主观判断,亦会造成一定程度上的边缘损失。

2.2 形态学滤波

图像处理技术中,形态学是基于数学统计的图像滤波处理。利用形态学滤波处理图像,可实现对图像的去噪和增强处理。其基本的操作为腐蚀和膨胀,通过开闭运算、形态学梯度等操作可实现复杂的高级形态学处理。采用形态学梯度操作方法,将膨胀与腐蚀结合做差,提取出缺陷的轮廓。其可以表示为:

$$G(X) = X \oplus K - X \ominus K \quad (1)$$

式中: X 表示输入图像; K 表示进行相关操作的核; $G(X)$ 表示处理后保留目标轮廓的图像。

2.3 OTSU 算法

OTSU 算法是一种基于最小二乘法原理确定图像二值化的阈值分割方法,可实现自动化、无监督图像分割处理。根据图像的灰度直方图,利用目标与背景间的最大类间方差对应的灰度值作为最佳分割阈值。类间方差的值越大,代表目标与背景的区分度越大,图像分割的效果越好。最大类间方差阈值分割法可以表示为:

$$\begin{cases} g_i = \frac{m_i}{M} \\ \sum_{i=0}^{N-1} g_i = 1 \end{cases} \quad (2)$$

其中, M 表示图像像素, i 表示灰度范围 $[0, 1, \dots, N-1]$, g_i 表示灰度级为 i 的像素出现的概率。

根据分割阈值将图像像素划分为 P_0 、 P_1 两类,各自出现的概率为:

$$\begin{cases} \xi_0 = \sum_{i=0}^K g_i \\ \xi_1 = \sum_{i=K+1}^{N-1} g_i = 1 - \xi_0 \end{cases} \quad (3)$$

P_0 和 P_1 的灰度均值分别表示为:

$$\begin{cases} \eta_0 = \sum_{i=0}^K \frac{ig_i}{\xi_0} \\ \eta_1 = \sum_{i=K+1}^{N-1} \frac{ig_i}{\xi_1} \end{cases} \quad (4)$$

图像的均值可以表示为:

$$\eta = \sum_{i=0}^{N-1} ig_i = \xi_0 \eta_0 + \xi_1 \eta_1 \quad (5)$$

则 P_0 和 P_1 的类间方差表示为:

$$\delta^2 = \xi_0 \xi_1 (\eta_0 - \eta_1)^2 \quad (6)$$

自适应阈值二值分割方法通过提取图像灰度值的分布特征,以类间方差为判断依据,将最大类间方差最为最优阈值。图像二值化分割公式如下:

$$f(x, y) = \begin{cases} 0, & f(x, y) \leq K \\ 255, & f(x, y) > K \end{cases} \quad (7)$$

2.4 改进 Canny 算子

基于形态学滤波和 OTSU 算法的改进 Canny 算子处理缺陷漏磁图像的基本流程如图 6 所示,对于输入的缺陷

图像,首先经过替换高斯滤波的形态学滤波进行平滑降噪处理,然后计算图像的梯度幅值和方向,利用非极大值抑制消除非缺陷边缘像素点,最后,通过 OTSU 算法对高低阈值进行选取,输出提取的缺陷边缘结果。

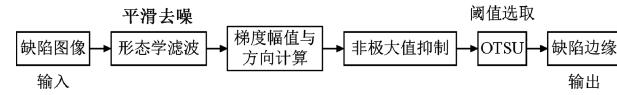


图 6 改进 Canny 算法流程

3 弯头漏磁缺陷量化模型

图像处理技术可以模拟人类对环境信息的捕捉方式,对目标的位置、尺寸和色彩等特征信息进行决策分析。为了提高管道漏磁缺陷量化分析效率,实现自动化、高精度的缺陷量化,本文利用图像处理方法对小管径弯头缺陷量化方法展开研究,图 7 为缺陷尺寸量化模型的框图。

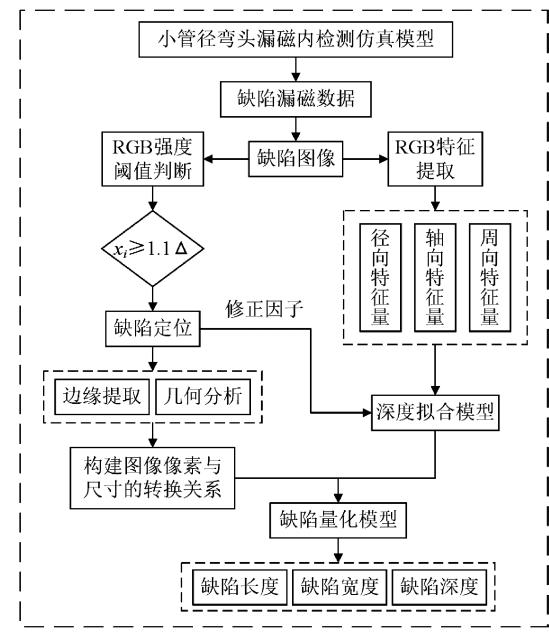


图 7 缺陷量化模型框图

3.1 缺陷图像特征提取方法

缺陷的径向、周向和轴向 3 个分量的漏磁信号均包含缺陷信息,为了准确量化缺陷尺寸,本文综合利用缺陷的三轴漏磁信号图像特征对缺陷尺寸进行量化,主要包括缺陷轮廓和颜色强度特征的提取。特征提取的具体步骤如下:

步骤 1) 根据生成图像的 R、G、B 颜色强度,设置缺陷区域判定阈值 Δ 。

$$\begin{cases} \Delta = P - \bar{P} \\ \frac{\Delta}{P} \geqslant 0.4 \end{cases} \quad (8)$$

式中: P 表示缺陷图像每个像素点的颜色强度; \bar{P} 表示每个检测通道的颜色强度均值。

步骤 2) 判定缺陷区域。遍寻缺陷图像 RGB 强度像素点, 与 Δ 进行对比。若当前像素点与相邻像素点的强度均超过 Δ 的 10%, 则判定该像素点为有效的缺陷点。然后, 将一组有效的缺陷点判定为缺陷区域。其中, 如果两个有效缺陷区域之间存在距离超过 10 个像素点或两个检测通道的非缺陷像素点, 则认为其属于两个独立的缺陷区域。

步骤 3) 利用改进的 Canny 算子提取判定为缺陷区域的图像边缘, 结合最小外接矩形方法识别缺陷长宽像素信息。

步骤 4) 通过像素比较运算提取缺陷三轴漏磁信号图像的最大 RGB 强度和最小 RGB 强度作为表征缺陷深度的特征量。

3.2 缺陷尺寸量化模型

利用图像尺寸计算处理原理, 建立图像像素点与缺陷实际尺寸的映射转换关系^[15]。首先, 定义缺陷图像实际尺寸在图像上的转换尺度, 如下:

$$\begin{cases} x_scale = X / \text{size}(data, 1) \\ y_scale = Y / \text{size}(data, 2) \end{cases} \quad (9)$$

式中: x_scale 表示长度尺度; y_scale 表示宽度尺度; X 和 Y 分别表示图像的实际长度和宽度; $data$ 表示输入的缺陷漏磁数据的像素大小。

则根据缺陷最小外接矩形的像素大小, 缺陷的实际长度和宽度可以表示为:

$$\begin{cases} L_p = \text{Max}(B_d(:, 1)) - \text{Min}(B_d(:, 1)) \\ W_p = \text{Max}(B_d(:, 2)) - \text{Min}(B_d(:, 2)) \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} L = L_p \cdot x_scale \\ W = W_p \cdot y_scale \end{cases} \quad (11)$$

式中: L_p 和 W_p 分别表示缺陷长度和宽度所占的像素点大小; B_d 表示缺陷轮廓边界; L 和 W 分别表示缺陷的实际长度和宽度。

利用提取的缺陷三轴漏磁信号的 RGB 图像特征建立缺陷深度量化模型。其中, 设置缺陷深度为因变量 y , 缺陷图像特征量为自变量 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 。拟合得到缺陷图像特征与缺陷深度的量化公式为:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} = \frac{1}{n} (y_1 + \dots + y_n) = \frac{1}{n} [A + a_1 x_1 + b_1 x_1^2 + B + a_2 x_2 + b_2 x_2^2 + \dots + N + a_n x_n + b_n x_n^2] = \frac{1}{n} [\omega + a_1 x_1 + b_1 x_1^2 + a_2 x_2 + b_2 x_2^2 + \dots + a_n x_n + b_n x_n^2] \quad (12)$$

式中: A, B, \dots, N 为截距; ω 为截距之和; n 表示特征量

个数。

3.3 弯头缺陷深度量化修正模型

缺陷位于弯头不同位置时, 相同大小的缺陷在深度上发生了较大的误差变化, 其值的变化与检测器磁化单元的偏离值有关。为了减小缺陷深度量化的误差, 引入深度量化修正因子 ϵ :

$$\epsilon = \mu t \left(\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \right)^\alpha + \left(R - \sqrt{R^2 - \frac{L^2}{2}} - \sigma \right) \cdot \frac{d}{D} + C \quad (13)$$

式中: μ 表示弯头位置补偿系数; t 表示传感器偏离值; α 为修正指数; R 为管道半径; L 表示传感器盒的长度; σ 表示传感器盒封装厚度; D 为管道壁厚; d 为缺陷深度; C 表示弯头不同位置补偿常数。

因此, 修正后的弯头缺陷深度量化模型为:

$$y = \frac{1}{n} [\omega + a_1 x_1 + b_1 x_1^2 + a_2 x_2 + b_2 x_2^2 + \dots + a_n x_n + b_n x_n^2] + \epsilon \quad (14)$$

4 结果分析

缺陷数据集采用仿真模拟和牵拉实验结合的方式获取, 其中仿真共得到 150 组缺陷数据, 10 组牵拉实验数据。将仿真数据中的 90 组作为训练集, 60 组作为验证集, 10 组牵拉实验数据作为测试集。

4.1 缺陷轮廓提取结果

分别采用 Canny 算子和改进 Canny 算子提取弯头漏磁缺陷轮廓, 图 8 为缺陷轮廓的提取结果。可以发现, 传统的 Canny 算子对缺陷轮廓边缘的提取效果不佳, 虽然能较好地定位缺陷轮廓区域, 但未能有效处理边缘细节, 而改进的 Canny 算子精确提取了缺陷的边缘轮廓, 且更加清晰地呈现了缺陷边缘信息。

为了进一步验证本文所提算法对缺陷边缘检测的有效性, 采用均方根误差 (mean squared error, MSE) 和峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 对改进前后的 Canny 算子处理后的缺陷图像进行计算, 进而对缺陷图像的边缘检测效果进行评价, 评价结果如表 2 所示。

由表 2 可知, 改进 Canny 算子处理后的缺陷图像 MSE 最小, 表明其对保留图像边缘清晰和完整性方面具有更佳的性能, 而改进 Canny 算子拥有最大的 PSNR, 表明改进后的 Canny 算子处理得到的缺陷图像边缘更加平滑、含有的噪声更少, 拥有更好的视觉效果。

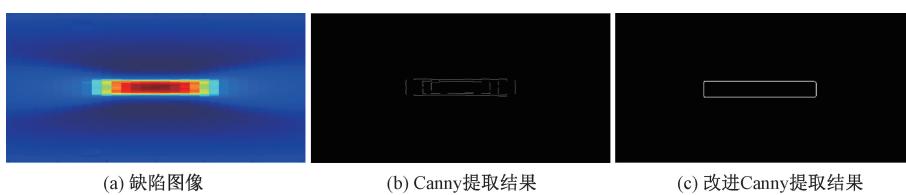


图 8 缺陷轮廓提取结果

表 2 评价结果

评价指标	Canny 算子	改进 Canny 算子
MSE	0.016 8	0.014 6
PSNR	5.987 6	6.649 3

4.2 模型训练结果

训练和验证的每个缺陷均包含径向、周向和轴向 3 个分量的图像特征量,且每个缺陷的长宽深尺寸均不相同。将弯头缺陷训练集图像输入量化模型中,缺陷图像经过边缘提取后,采用基于 Open CV 的 minAreaRect 算子生成缺陷轮廓的最小外接矩形。图 9 为输出的缺陷边缘最小外接矩形。从图中可以观察到缺陷在图像中的中心点位置的坐标信息、像素长度和宽度大小,通过像素尺寸与实际尺寸的转换当量,即可获得缺陷的实际量化尺寸。经过量化模型训练验证,缺陷长度、宽度和深度的量化尺寸及误差大小如图 10 所示。

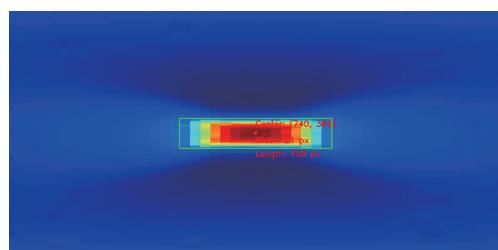


图 9 缺陷最小外接矩形

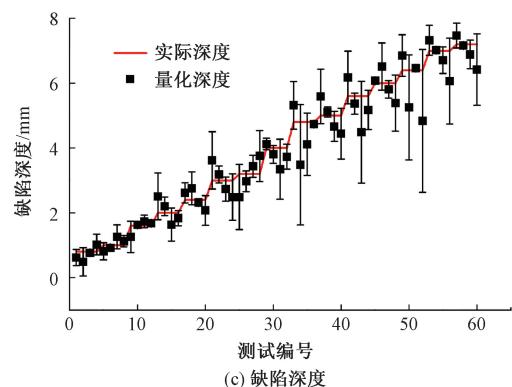
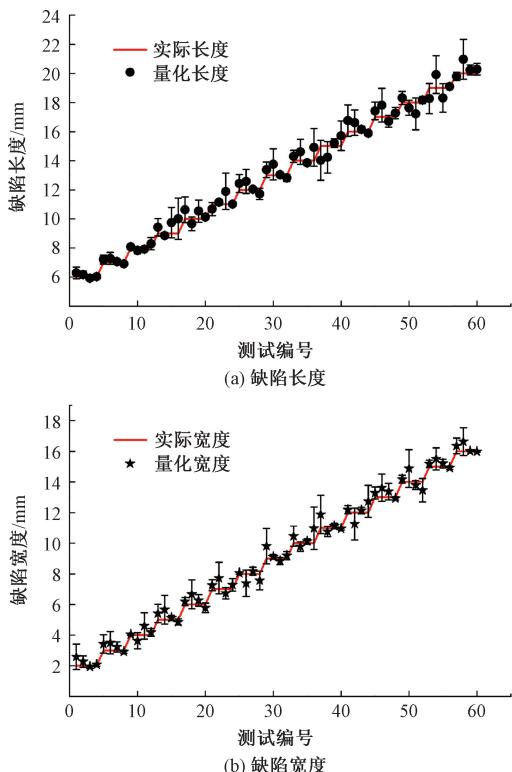


图 10 缺陷量化结果

由图 10 可知,对于弯头不同位置缺陷长度和宽度的识别,提出的量化模型具有较高的识别精度,能对不同长度和宽度尺寸的缺陷进行量化识别,缺陷量化的尺寸与实际尺寸的最大绝对误差均低于 2 mm,可以满足对缺陷量化的工程检测需求。对于弯头不同位置缺陷深度的识别,最大绝对误差为 3.12 mm,量化精度为 77.45%,未能达到金属损失缺陷的工程检测需求。因此,有必要对弯头缺陷深度量化模型进行修正处理。

利用弯头缺陷深度量化修正模型,对弯头 7 个不同位置缺陷深度进行量化修正分析,输入的缺陷深度尺寸包含 0.8、1.6、3.2、4.8 和 6.4 mm。图 11 为缺陷深度量化的修正对比结果,可以发现,修正前的缺陷量化深度误差较大,其值大多远离实际深度曲线;而修正后的缺陷深度量化数据整体更贴近实际深度,最大误差为 0.84 mm,平均误差为 0.40 mm。修正后缺陷深度的量化精度为 86.34%,较修正前提升了 19.51%,实现了较好的尺寸修正。

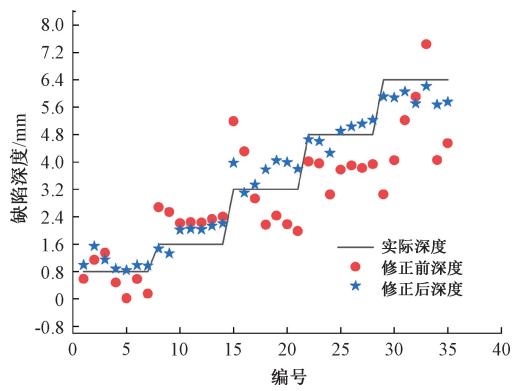


图 11 缺陷深度修正结果

4.3 实验验证

为了进一步验证本文提出的方法在实际管道漏磁检测过程缺陷量化的有效性,通过牵拉实验建立了管道漏磁缺陷测试数据集。牵拉实验管道尺寸为 $\Phi 114 \text{ mm} \times 8 \text{ mm}$,管道材料为 Q235,牵拉实验过程如图 12 所示。

选取实验管道上的 10 个人工开凿的金属损失缺陷,提取这 10 个缺陷的三维漏磁信号数据生成彩色图像作为



图 12 牵拉实验

样本,样本缺陷图像尺寸与仿真缺陷图像一致,输入训练好的量化模型中,模型测试结果如表 3~5 所示。可以发现,模型对缺陷长度量化的最大误差为 10.4%,平均误差为 5.72%;缺陷宽度量化的最大误差为 19.0%,平均误差为 10.2%;缺陷深度量化的最大误差为 28.7%,平均误差为 10.32%。实验数据测试结果误差与仿真数据训练误差相近,表明该量化模型能较好地应用于管道漏磁缺陷量化分析工作。

表 3 长度量化测试结果

缺陷编号	实际长度/mm	量化长度/mm	误差/%
1	5	5.11	2.2
2	6	6.48	8.0
3	9	8.06	10.4
4	10	10.19	1.9
5	12	10.51	7.5
6	15	13.92	7.2
7	18	16.64	7.6
8	20	20.82	4.1
9	25	26.05	4.2
10	30	28.79	4.1

表 4 宽度量化测试结果

缺陷编号	实际宽度/mm	量化宽度/mm	误差/%
1	2	2.15	7.5
2	3	3.25	8.3
3	4	3.24	19.0
4	5	4.26	14.8
5	6	7.06	17.6
6	8	8.52	6.5
7	10	10.84	8.4
8	12	11.37	5.3
9	14	15.69	12.1
10	15	15.38	2.5

表 5 深度量化测试结果

缺陷编号	实际深度/mm	量化深度/mm	误差/%
1	6.4	6.51	1.7
2	4.8	4.62	3.8
3	6.4	6.86	7.2
4	4.8	5.01	4.4
5	3.2	3.56	11.3
6	3.2	3.38	5.6
7	1.6	1.85	15.6
8	1.6	1.47	8.1
9	0.8	1.03	28.7
10	0.8	0.94	17.5

5 结论

通过建立小管径弯头漏磁缺陷量化模型和缺陷漏磁图像数据库,利用仿真和实验数据训练、测试模型对缺陷尺寸的量化效果,得出以下主要结论:

引入形态学滤波和 OTSU 后,改进的 Canny 算子对缺陷边缘轮廓的提取效果更好,可以获得更加清晰准确的缺陷边缘。

利用缺陷漏磁图像特征,构建了缺陷数据集和尺寸量化模型。实现了对缺陷长度、宽度和深度的量化,量化误差控制在 2 mm 内。

对弯头不同位置缺陷深度进行了修正处理,修正后的缺陷深度平均误差为 0.40 mm,量化精度达到 86.34%,有效提升了金属损失缺陷的量化精度。

参考文献

- [1] 邱增集,王平,贾银亮. 磁化方向对焊缝缺陷漏磁场的影响分析[J]. 电子测量技术,2022,45(3):25-31.
- [2] 杨理践,赵东升,耿浩,等. 漏磁信号增强算法研究[J]. 仪器仪表学报,2022,43(2):176-186.
- [3] 耿丽媛,董绍华,钱伟超,等. 基于 DCNN 的管道漏磁内检测环焊缝缺陷智能分类法[J]. 油气储运,2023,42(5):532-541.
- [4] 耿浩,夏浩,王国庆. 高速漏磁检测过程中管道内外壁缺陷定位方法研究[J]. 仪器仪表学报,2022,43(4):70-78.
- [5] SAMPATH S, CHAURASIYA K L, ARYAN P, et al. An innovative approach towards defect detection and localization in gas pipelines using integrated in-line inspection methods[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2021, 90: 103933.
- [6] 崔国宁,杨理践,耿浩,等. 基于卷积神经网络的管道缺陷量化识别方法[J]. 仪表技术与传感器,2022(10):99-103.
- [7] 胡家铖,焦晓亮,郑莉,等. 一种改进的支持向量回归三

- 轴管道漏磁缺陷量化方法[J]. 无损检测, 2021, 43(3): 62-68.
- [8] 许鹏, 方舟, 王平, 等. 基于脉冲漏磁暂态特征的缺陷量化评估方法 [J]. 中国机械工程, 2021, 32(7): 860-866, 881.
- [9] 朱红秀, 刘欢, 李宏远, 等. 基于优化 RBF 神经网络的管道缺陷量化分析方法[J]. 仪表技术与传感器, 2016(2): 83-86.
- [10] KANDROODI M R, ARAABI B N, BASSIRI M M, et al. Estimation of depth and length of defects from magnetic flux leakage measurements: verification with simulations, experiments, and pigging data[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2016, 53(3): 1-10.
- [11] AZIZZADEH T, SAFIZADEH M S. Estimation of the diameters, depths and separation distances of the closely-spaced pitting defects using combination of three axial MFL components [J]. Measurement, 2019, 138: 341-349.
- [12] SAEED N, ABDULRAHMAN Y, AMER S, et al. Experimentally validated defect depth estimation using artificial neural network in pulsed thermography[J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 98: 192-200.
- [13] KIM K, LEE G, PARK K, et al. Adaptive approach for estimation of pipeline corrosion defects via Bayesian inference [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 216: 107998.
- [14] 唐守锋, 翟少奇, 全光明, 等. 改进 Canny 算子与形态学融合的边缘检测[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(1): 224-231.
- [15] 巢渊, 唐寒冰, 刘文汇, 等. 基于改进 Zernike 矩的轴类零件尺寸测量方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(3): 169-176.

作者简介

秦浩东, 硕士研究生, 主要研究方向为特种设备健康监测及智能诊断。

E-mail: qhd995824@163.com