

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.02.041

大流量浆体长输管道机械撞击损伤检测方法

冯斌

(中煤科工集团武汉设计研究院有限公司,湖北 武汉 430064)

摘 要:提出大流量浆体长输管道机械撞击损伤检测方法,改善管道损伤图像处理能力,提高机械撞击损伤检测效果。利用管道视觉检测机器人采集大流量浆体长输管道全景图像,通过灰度梯度正则化方法消除管道全景图像所含噪声,经管道图像的分割及边界跟踪预处理后,分别提取预处理后管道图像尺寸、形状、纹理特征,将特征提取结果作为改进卷积神经网络缺陷检测模型的输入,实现大流量浆体长输管道机械撞击损伤类型的检测。实验结果表明:该方法可提高采集管道全景图像清晰度,增强纹理细节信息;可实现损伤区域的分割,确定缺陷边缘;可准确检测撞击损伤类型,检测误差低于 5%。

关键词:灰度梯度正则化;传输管道;机械撞击损伤;最大类间方差;边界跟踪;缺陷检测模型

中图分类号:TP301 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2025)02-0215-06

Detection Method for Mechanical Impact Damage of Large-flow Slurry Long-distance Pipeline

FENG Bin

(CCTEG Wuhan Engineering Company, Wuhan 430064, China)

Abstract: A method for detecting mechanical impact damage of large-flow slurry long-distance pipeline is proposed to improve the image processing ability of pipeline damage and enhance the detection effect of mechanical impact damage. The pipeline vision inspection robot is applied to collect the panoramic image of the large-flow slurry Rlong-distance pipeline, and the noise contained in the panoramic image of the pipeline is eliminated by the gray gradient regularization method. After the pipeline image segmentation and boundary tracking preprocessing, the size, shape and texture features of the pipeline image after preprocessing are extracted respectively, and the feature extraction results are used as the input of the improved convolution neural network defect detection model to realize the detection of mechanical impact damage types of large-flow slurry long-distance pipeline. The experimental results show that the proposed method can improve the clarity of the panoramic image of the collected pipeline and enhance the texture details. And the damaged can be segmented, the defect edge can be determined, and the impact damage type can be accurately detected with detection error less than 5%.

Keywords: gray gradient regularization; transmission pipeline; mechanical impact damage; maximum inter class variance; boundary tracking; defect detection model

0 引言

不同于陆路、水路等运输方式,管道运输具有土地占用率低、环境污染小等特点,在石油、天然气等介质的远程输送中应用广泛^[1-2]。随着科学技术的蓬勃发展与成熟,管道运输的应用范围不断扩展,目前已成为矿物浆体混合物料的主要输送方式^[3]。大流量浆体远距离输送技术原理是通过有压气体或液体实现固态物料的远程运输,通过该技术可有效避免粉尘等对环境造成的危害^[4],但大流量浆体在管道内流动,不可避免地会

对管道内部造成损伤。这是由于矿物颗粒在有压气体或液体的作用下被动前移,不断与管道内壁发生摩擦,且有单个矿物颗粒受力碰撞管道,使得内表面局部区域发生挠脊、凹陷现象,在经年累月的持续撞击下,管道内表面产生疲劳损伤,以致引发管道破损和泄漏。为避免因管道损伤而造成严重后果,需对大流量浆体长输管道进行机械撞击损伤检测,为管道的科学管理与维护提供数据依据具有重要现实意义^[5-6]。

彭道刚等^[7]针对采集的管道图像干扰大、影响管道损伤检测精度的问题,提出在管道图像灰

作者简介:冯斌(1983—),男,河南焦作人,高级工程师,研究方向为浆体长距离管道输送技术、智能化储装运技术, jugu07617651@163.com。

度化处理的基础上,采用最大类间方差法对图像作初次分割处理,以此完成管道区域的确定,再获取其灰度直方图,并对邻域灰度均值进行计算,获取多种子点,根据改进生长准则,通过自适应阈值实现不同管道损伤的检测。但该方法的图像处理能力对管道缺陷检测效果起到了抑制作用。董绍华等^[8]针对人工管道焊缝检测存在的检测效率、准确度不高的问题,提出管道焊缝数字图像缺陷检测方法。该方法在管道图像分割、缺陷边缘提取的基础上,对焊缝图像的圆形度、熵等特征进行提取,完成缺陷特征库的建立,通过多分类 SVM 模型完成管道焊缝缺陷检测。但该方法处理后的管道数字化图像仍含有一定噪声,不利于后续的缺陷特征提取与检测。

灰度梯度正则化方法在解决因环境因素、摄像机畸变等引起采集图像含有较大噪声的问题上具有突出优势^[9-10]。因此,本文提出大流量浆体长输管道机械撞击损伤检测方法,在管道机械撞击损伤尺寸特征、损伤形状特征、损伤纹理特征分析 3 个方面,创新性地提取与检测大流量浆体长输管道机械撞击损伤,通过逐像素提取法确定管道机械撞击缺陷面积,结合最大类间方差法,通过 8-邻接内边界跟踪法确定机械撞击损伤轮廓,以改善管道图像处理能力,实现管道撞击损伤检测效果的提升。

1 大流量浆体长输管道机械撞击损伤检测

1.1 基于管道视觉检测机器人的管道全景图像采集

大流量浆体长输管道具有空间封闭性特点^[11-12],本文将管道视觉检测机器人作为硬件设备,通过远程终端控制其在管道内的前行,获取管道全景图像,为实现大流量浆体长输管道机械撞击损伤检测提供基础数据。该机器人配备的主要部件包括全景激光发射装置、全方位传感器(ODVS)、LED 照明光源,LED 光源与 ODVS 固定在同一根连接轴上。

基于管道视觉检测机器人的管道全景图像采集过程如下。

1) 将管道视觉检测机器人置于大流量浆体长输管道中,输入检测管道直径 d_0 、长度信息 L_{total} ,根据长度测量仪显示数据确定长度初值 L_0 。通过式(1)确定管道视觉检测机器人移动间隔阈值

T_z ,以使采集的管道全景图像具有不间断性。 T_z 的计算公式为

$$T_z \leq \frac{d_0}{2} \left(\frac{1}{\tan \alpha_{\max}} + \frac{1}{\tan \alpha_{\min}} \right) \quad (1)$$

式中 $\alpha_{\max}$ 、 $\alpha_{\min}$ 分别为 ODVS 传感器的仰角、俯角。

2) 管道视觉检测机器人的运行距离满足条件 $Z_m = nT_z$ 时(n 取整数),电源控制装置将关停激光投射电源,而将 LED 照明电源打开,此刻通过 ODVS 传感器采集管道全景图像,并对其进行存储。 Z_m 的计算公式为

$$Z_m = L - L_0 \quad (2)$$

式中 L 为此刻长度测量仪的显示结果。

3) 远程终端对电源控制装置进行控制,使 LED 照明光源停止工作后,打开激光投射电源,控制管道视觉检测机器人保持固定速度继续前行,设定 $i=0$, $\Delta Z(0) = Z_m$ 。

4) 再次获取 L ,并根据式(2)对此刻管道视觉检测机器人的运行距离进行确定,通过 ODVS 传感器再次采集管道全景图像,对其进行保存并标记位置信息,计算 $i=i+1$, $\Delta Z(i) = Z_m$, $\Delta Z = \Delta Z(i) - \Delta Z(0)$ 。

5) 确定 ΔZ 后,对其与 T_z 的大小进行判断,当满足条件 $\Delta Z \leq T_z$,则返回到步骤 4)。

6) 对 Z_m 与 L_{total} 的大小进行判断,当满足条件 $Z_m < L_{\text{total}}$,则控制管道视觉检测机器人不再运动,返回到步骤 2)。

7) 管道视觉检测机器人停止检测。

由此即可完成大流量浆体长输管道全景图像的采集。

1.2 管道全景成像偏差控制

管道视觉检测机器人在对管道全景图像进行采集时,往往会受到管道环境、光亮等条件的制约,使得管道全景图像采集效果不理想,从而影响大流量浆体长输管道机械撞击损伤的检测精度。因此,本文采用灰度梯度正则化方法对管道全景图像进行成像偏差控制,以降低外界干扰对机械撞击损伤检测的影响。

灰度梯度正则化方法的基本原理是当目标函数存在检测偏差 λ 时,建立泛函以实现目标函数一阶导数偏差的最低目标,因此灰色梯度正则化方法具有出色的抗干扰性能^[13]。管道全景图像子区灰度通过 $y = y(x)$ 表示,其取值范围为 $[0, 1]$,对该区间做等距划分,用 $\gamma = \{0 = x_0 < x_1 < \dots < x_n = 1\}$ 描述。对于任意点 x_i ,设定其灰度值为 $\tilde{y}_i$,为给定值,划分的各个间距大小相同,均为 $h = x_1 -$

x_i , 可得到

$$|\tilde{y}_i - y(x_i)| \leq \lambda \quad (3)$$

式中 λ 为管道全景图像的灰度成像偏差, 该值为给定常数。

$$\lambda = \frac{\max \{ |\tilde{y}_{1i} - \tilde{y}_{2i}| \}}{2} \quad (4)$$

管道全景图像所含噪声会对图像灰度值 $\tilde{y}_i$ 的导数计算结果存在更大的偏差。因此, 在管道全景图像的灰度梯度成像偏差控制中, 引入灰度梯度正则化方法, 即 f_* 为由灰度梯度正则化方法确定的正则解, 其为描述偏差 λ 的三次样条函数, 通过下式对其进行描述:

$$\begin{cases} f_* = a_j + b_j(x - x_j) + c_j(x - x_j)^2 + d_j(x - x_j)^3 \\ x \in [x_j, x_{j+1}] \end{cases} \quad (5)$$

式中: $j=0, 1, \dots, n-1$; a_j, b_j, c_j, d_j 分别为该函数系数, 需符合下式条件约束:

$$\begin{cases} f_*^{(i)}(x_j^+) - f_*^{(i)}(x_j^-) = 0 \\ f_*^{(3)}(x_j^+) - f_*^{(3)}(x_j^-) = \frac{[\tilde{y}_i - f_*(x_j)]}{\alpha(n-1)} \\ f_*^{(2)}(0) = f_*^{(2)}(1) = 0 \\ f_*(0) = \tilde{y}(0) \\ f_*(1) = \tilde{y}(1) \\ i=0, 1, 2; j=1, 2, \dots, n-1 \end{cases} \quad (6)$$

式中: 针对函数 $f_*(x)$, 对其求 i 阶导数, 可获得 $f_*^{(i)}(x)$; 对于 x_j , 将其分别与正无穷小相加、相减后, 得到 x_j^+, x_j^- ; α 为正则化参数。对式(5)进行运算, 即可确定函数 f_* 的各待求系数。由于 f_* 中包含了函数噪声, 故对其系数计算时, 需选择与噪声相匹配的正则化参数 α 。为确保计算的高效性, 设定 $\alpha = \lambda^2$ 。2 幅管道全景图像的灰度矩阵分别表示为 y_1, y_2 , 根据式(3)得出两灰度矩阵对应元素需符合下式约束条件:

$$|\tilde{y}_{1i} - \tilde{y}_{2i}| \leq 2\lambda \quad (7)$$

根据确定的 λ , 完成参数 α 的计算, 即可实现管道全景图像成像偏差控制。

1.3 管道机械撞击损伤尺寸特征提取

大流量浆体长输管道机械撞击损伤图像一般是由超声波或射线等成像技术所得到的, 这些技术可以用来检测管道内部的损伤情况, 如裂纹、腐蚀和磨损等。这些图像通常具有较高的分辨率和灰度级别, 以便更好地显示管道内部的细节和损伤情况。

在进行图像采集时, 需要考虑一些技术要求, 如采用适当的成像技术、选择正确的探头和传感器、调整合适的扫描速度和角度等。

大流量浆体长输管道机械撞击损伤图像的尺寸特征是指缺陷周长及面积。本文通过逐像素提取法确定管道机械撞击缺陷面积, 即对预处理后的管道全景图像扫描, 保证每行每列都要扫描到。将其中的白色像素表示为 A , 黑色像素表示为 B , 扫描完毕后对 A 的总数进行计算, 即可确定管道机械撞击损伤区域面积, 其公式描述为

$$S = |P| = \sum_{(x,y) \in P} A \quad (8)$$

式中: 在某一像素区域 P 内, 像素点通过 (x, y) 表示, $|P|$ 为白点像素的总数; S 为缺陷区域面积。管道全景图像进行边界跟踪处理后, 可确定管道机械撞击损伤区域边界链码, 通过 $a_1, a_2, \dots, a_n$ 表示, 对应任意段 a_i , 其线段长度表示为 Δl_i , 由此即可确定管道机械撞击损伤区域周长, 其公式描述为

$$C = \sum_{i=1}^n \Delta l_i = n_e + 2^{-A}(n - n_e) \quad (9)$$

式中: 管道机械撞击损伤区域边界链码中, n 为码总量; n_e 为偶码总数。

1.4 管道机械撞击损伤形状特征提取

管道机械撞击损伤的形状特征通常通过圆弧度、凸度、离心率指标进行反映, 分别标记为 R 、 C_{ov} 、 E , 计算公式分别为:

$$R = 4\pi S / C^2 \quad (10)$$

$$C_{ov} = S / S_c \quad (11)$$

$$E = L_{imax} / L_{imin} \quad (12)$$

式中: 当损伤区域形状呈圆形时, $R = 1$; S_c 为损伤区域外接矩形面积最低值; L_{imax} 、 L_{imin} 分别为机械撞击损伤区域主轴长度最高、最低值。

1.5 管道机械撞击损伤纹理特征提取

本文通过灰度共生矩阵获取管道机械撞击损伤图像的纹理特征, 通过 $P_{ij}(\theta, s)$ 表示, 用于描述像素 i, j 在已知距离为 s 、方向为 θ 的灰度概率。通过灰度共生矩阵, 为保证不同灰度、不同缺陷类别管道图像的检测效果, 引入最大类间方差法, 结合动态阈值完成管道图像的分割, 通过 8-邻接内边界跟踪法确定机械撞击损伤轮廓, 可获取 14 种用于管道机械撞击损伤的特征值。由于这些特征值之间可能会存在一定关联, 且部分特征值的存在可能会对管道机械撞击损伤检测效率造成影响。因此, 需根据判别准则对其进

行处理,由此得到以下3个关联系数低于0.5且具有最大独立性的特征,分别为:1)熵特征,通过 $E_{NT} = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P_{ij} \cdot \log_2 P_{ij}$ 计算得到;2)相关

性特征,通过 $C_{OR} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i \cdot j) P_{ij} - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$ 计算得到;3)聚集度特征,通过 $C_{LU} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i - \mu_x + j - \mu_y)^2 P_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n M_{ij}}$ 计算。其中, $P_{ij} = \frac{M_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n M_{ij}}$, M_{ij} 为灰度共生矩阵; $\mu_x = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n i \cdot P_{ij}$, $\mu_y = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n j \cdot P_{ij}$, $\sigma_x = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i - \mu_x)^2 \cdot P_{ij}}$, $\sigma_y = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (j - \mu_y)^2 \cdot P_{ij}}$ 。

对灰度共生矩阵进行构建,令 $s=1$, θ 分别取 0° 、 45° 、 90° 、 135° ,通过 ENT、COR、CLU 值描述任意方向上的灰度共生特征,并对各个方向上的特征均值进行求解,完成管道机械撞击损伤纹理特征的提取。

1.6 管道机械撞击损伤检测模型

为提高机械撞击损伤检测精度,本文对卷积神经网络进行改进处理,将分割后的管道图像机械撞击损伤特征作为改进卷积神经网络模型的输入,实现大流量浆体长输管道机械撞击损伤的识别,其结构如图1所示。

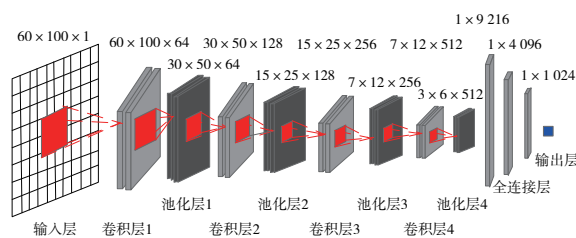


图1 改进卷积神经网络模型基本结构

1) 卷积层

该模型所含卷积层数量为4,将输入层的输出结果作为第一卷积层的输入,利用数个卷积层的不断卷积处理,进一步提取输入数据的特征,有效提升管道机械撞击损伤检测精度。卷积处理过程可通过下式进行描述:

$$y = \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n w_{ij} x_{ij} + b \quad (13)$$

式中:卷积核尺寸为 $m \times n$; y 为卷积层输出; w_{ij} 为

卷积参数; x_{ij} 为与之对应的输入,即管道撞击损伤特征提取结果。本文选用 ReLU 激活函数,以使网络训练过程中的梯度消失最小化。

2) 池化层

卷积层处理后的管道机械撞击损伤特征数据很多,利用池化层可实现数据的降采样处理,虽有部分信息损失,但可使关键特征数据得以保留;另外,通过4次池化处理增强损伤检测模型的鲁棒性能,以使其能够应对不同输入畸变的影响。

3) 全连接层

通过4次卷积与池化处理后,可获得更深层的管道机械撞击损伤特征,利用全连接层的非线性回归理论可实现大流量浆体长输管道机械撞击损伤的精准识别。

4) 输出层

该层以线性方式实现训练结果的输出并和样本标签进行比照。通过计算训练偏差实现信息的反馈,在模型参数不断优化调整中达到降低训练偏差并使之达到最低的目标。以全监督方式完成机械撞击损伤检测模型的训练,将自适应时刻估计作为分类器的识别算法,以实现各参数自适应学习率的确定。

定义平均绝对偏差作为损失函数,其公式描述为

$$M_{AE} = \frac{\sum_{i=1}^m |y_i - f(x_i)|}{m} \quad (14)$$

式中: y_i 为样本实际结果; $f(x_i)$ 为模型预测结果,二者之差均值表示为 M_{AE} 。基于梯度下降与损失函数实现模型参数的不断调整,获取损失最小的大流量浆体长输管道机械撞击损伤检测结果。

2 实验分析

将某段大流量浆体长输工程作为实验对象,将高黏度原油从采油区输送到加工厂的过程中,需依靠一条由高强度钢材制作而成的大流量浆体长输管道,并配备了阀门、泵站、压力传感器等附件。该管道长50 km,内径200 mm,流速为1.5 m/s,泵站间距在35 km左右。高黏度原油的黏度为1 000 mPa·s,原油浓度为85%,管道内液体介质温度为47.5℃。考虑高黏度原油以及管道的实际参数,采用本文方法对该段长输管道进行图像采集,具体过程如下。

1) 检测器件:包括 Olympus 38DL PLUS 超声波探头、Thermo Scientific RadEye G20-10 射线探

测器、Magnaglo 14AM Zyglo ZL-19C 磁粉探测器等。由于3种检测器件的工作原理存在一定差异性,因此需要根据不同检测器件的应用方式进行具有针对性的数据处理。其中,Olympus 38DL PLUS 超声波探头通过发送超声波脉冲信号到管道壁上,然后接收并分析反射回来的超声波信号来检测管道内部的缺陷。在此过程中,需要对超声信号进行滤波处理和增益调整,以此通过超声波信号来提取缺陷特征。Thermo Scientific RadEye G20-10 射线探测器利用探测器中的辐射敏感材料来检测管道壁上的射线辐射,通过测量辐射水平来检测管道内部的金属损伤情况,判断内部是否存在裂纹。在此过程中,需要通过测量环境中的背景辐射水平,校正管道表面辐射信息,并且根据测量数据评估辐射剂量,并与安全标准进行比较,以此判断管道表面的缺陷情况。该探测器频率在0.5~10 MHz之间,衰减系数为0.2 dB/m,能量为400 kV,该情况下,探测器能够检测的距离为25 m。Magnaglo 14AM Zyglo ZL-19C 磁粉探测器主要利用磁性粉末在管道表面产生的反应来检测裂纹,通过在管道表面涂覆磁粉,当存在磁性杂质或裂纹时,磁粉会在这些区域产生可见的磁粉堆积现象。在此过程中,需要通过测量无缺陷区域的磁粉堆积情况,将其从测量数据中减去以获取较为准确的缺陷信息。在处理后的数据中提取与缺陷相关的特征参数,如磁粉堆积的形状、大小和位置等,通过分析与评估,确认缺陷类型及严重程度。

2) 数据采集系统:用于采集和存储检测器件获取到的数据,包括AD620/INA128 模拟信号放大器、Analog Devices ADSP-21489 数字信号处理器、SanDisk Extreme Pro SDXC 数据存储器等,信号采集速度为80 mm/s,数据扫描间隔为0.5 mm/s,传输速率在10~100 MB/s之间。

3) 控制系统:根据具体的控制要求和接口需求进行综合考虑,选择PIC16F877A或PIC18F4550的单片机,用于控制检测平台的运行和数据采集过程,具体硬件包括CPU型号为Intel Core i7-10700K 64 GB容量的DDR4内存,2 TB的硬盘,NVIDIA Quadro P5000的高性能显卡等。

4) 机械手臂:应用ADLINK PXIe-9848多轴运动控制器、EC-4pole 9 直流无刷电机、ADXL345 传感器等,将检测器件送入管道内部,再由机械手控制检测头,进行长距离管道内部的移动检测。

由此,获得100张管道全景图像,构建管道图

像样本集,其中机械撞击损伤样本数量为80,涉及3种类型撞击损伤,分别对应不同工况,主要包括裂纹缺陷、管接头缺陷、变形缺陷。其中,裂纹缺陷是指管道壁上出现的裂纹或裂纹状缺陷,主要由于外部冲击或应力引起的管道材料破裂或断裂。该类撞击损伤特征为裂纹,其主要呈弯曲状和分叉状等形态,裂纹方向沿着管道壁垂直或倾斜延伸。管接头缺陷是指管道连接处出现的缺陷,主要包括焊缝、螺纹连接工艺中的损失缺陷问题。由于不合理施工,机械撞击导致焊缝的结构强度降低,连接结构失效,管道焊缝间隙扩大。进而使管道中出现裂纹、气孔、松动等情况,导致管道焊缝处出现应力腐蚀裂纹。变形缺陷是指管道的形状或几何尺寸发生变化,可能导致流体流动不畅,管道内部出现弯曲、挤压或偏移等变形情况,影响管道流体的正常流动,降低管道内壁强度。将本文方法应用于该管道的机械撞击损伤检测并分析缺陷检测性能。

大流量浆体长输管道因环境较差,照明条件不足,故在对其进行图像采集时,获取到的管道全景图像往往存在较多噪声,而去除图像噪声是实现管道机械撞击损伤检测的必要前提。图2为采集的长输管道全景图像原图,采用本文方法对其进行成像偏差控制处理,通过分析图像处理效果,验证本文方法的成像偏差控制性能,实验结果如图3所示。

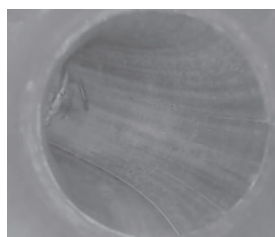


图2 长输管道全景图像原图

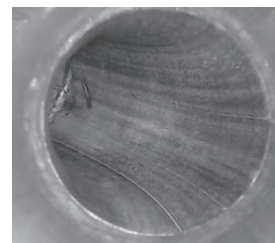


图3 成像偏差控制后的管道全景图像

分析图2、图3可知,采集的长输管道图像原图因存在很多噪声,使得图像清晰度较低,模糊不清,图像视觉效果较差。经本文方法成像偏差控制处理后,图像清晰度大幅提升,管道内部纹理信息明显增强。实验结果表明:本文方法可实现长输管道图像的成像偏差控制处理,提升图像的视觉效果。

采用本文方法对成像偏差控制管道图像机械撞击损伤区域进行分割,并提取其边缘信息,损伤区域分割、边缘提取结果如图4所示。

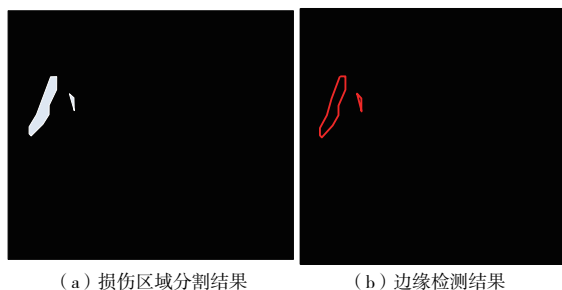


图4 管道机械撞击损伤区域

分析图4可知,采用本文方法可实现管道机械撞击损伤区域的分割,并完成损伤区域边缘的追踪,损伤区域标记为红色(本刊为黑白印刷,疑问之处请咨询作者)。实验结果表明:本文方法具有管道图像分割、损伤边缘追踪能力。

从样本集中选取3张管道图像,各张图像分别对应不同类型的机械撞击损伤。采用本文方法对不同管道撞击损伤特征进行提取,实验结果如表1所示。

表1 管道机械撞击损伤特征提取结果分析

缺陷样本	R	C_{ov}	E	E_{NT}	C_{OR}	C_{LU}
裂纹缺陷	0.092	0.286	6.507	1.140	-5.850	0.527
管接头缺陷	0.079	0.628	25.64	2.307	0.028	2.841
变形缺陷	0.781	0.661	1.015	2.760	0.027	13.162

分析表1可知:采用本文方法对管道机械撞击损伤特征进行提取,可实现管道机械撞击损伤尺寸、形状、纹理特征的提取,最终完成表1中6个特征量的确定。

应用本文方法对样本集管道图像的机械撞击损伤进行检测,通过分析缺陷检测结果验证本文方法的缺陷识别能力,实验结果如表2所示。

表2 管道机械撞击损伤检测结果分析

样本类型	样本数量	正确检测	错误检测
正常	20	20	0
裂纹缺陷	25	25	0
管接头缺陷	25	24	1
变形缺陷	30	29	1

分析表2可知,采用本文方法对样本集中的管道机械撞击损伤进行检测,可有效识别管道机械撞击损伤类别,其中无缺陷样本、裂纹缺陷样本全部被正确检测,管接头缺陷、变形缺陷样本均有

1个被误检,检测误差不足5%。实验结果表明:本文方法具有应用性能,可取得较好的检测效果。

3 结语

本文研究了大流量浆体长输管道机械撞击损伤检测方法,通过分析管道图像处理能力、损伤特征提取性能以及缺陷检测结果来验证本文方法的缺陷检测效果。实验结果表明:本文方法可去除原始管道图像存在的噪声,实现损伤区域的分割以及缺陷边缘的跟踪,根据提取的6个损伤特征,实现机械撞击损伤的检测,检测误差低于5%。

参考文献:

- [1] 刘军. 尾矿浆体高海拔U型管道输送工程应用实践[J]. 矿冶工程, 2019, 39(1): 32-35.
- [2] 张杰, 曾云. 浆体管道安全输送技术研究现状与发展趋势[J]. 化工矿物与加工, 2021, 50(12): 24-29, 36.
- [3] 段志荣, 解社娟, 李丽娟, 等. 基于磁力传动式阵列涡流探头的管道缺陷检测[J]. 电工技术学报, 2020, 35(22): 4627-4635.
- [4] 曾保志, 罗建桥, 熊鹰, 等. 基于改进标签图的图卷积网络管道缺陷检测模型[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(18): 64-72.
- [5] 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.
- [6] 周倩倩, 司徒祖祥, 腾帅, 等. 基于卷积神经网络的排水管道缺陷智能检测与分类[J]. 中国给水排水, 2021, 37(21): 114-118.
- [7] 彭道刚, 尹磊, 威尔江, 等. 基于OTSU和区域生长的电厂管道缺陷检测与分割[J]. 红外技术, 2021, 43(5): 502-509.
- [8] 董绍华, 孙玄, 谢书懿, 等. 管道焊缝数字图像缺陷自动识别技术[J]. 天然气工业, 2019, 39(1): 113-117.
- [9] 邓秋菊, 徐琴, 王宁. 基于灰度梯度正则化的数字图像位移标定仿真[J]. 计算机仿真, 2021, 38(2): 365-369.
- [10] 张莹莹, 任超, 朱策. 基于形状自适应非局部回归和非局部梯度正则的深度图像超分辨率[J]. 计算机应用, 2022, 42(6): 1941-1949.
- [11] 李平, 梁丹, 梁冬泰, 等. 自适应图像增强的管道机器人缺陷检测方法[J]. 光电工程, 2020, 47(1): 72-82.
- [12] 孙加伟, 王晶, 黄三傲. 基于导波双点传感的管道结构缺陷无基准检测[J]. 中国测试, 2021, 47(10): 103-108.
- [13] 徐焕, 于锦海, 安邦, 等. 利用垂直重力梯度异常反演海底地形的解析方法[J]. 测绘学报, 2022, 51(1): 53-62.

收稿日期: 2023-05-10