

引文: 贾韶辉, 李亚平, 高炜欣, 等. 基于 X 射线图像与稀疏描述的管道环焊缝缺陷自动识别法[J]. 油气储运, 2024, 43(9): 1048-1055, 1079.

JIA Shaohui, LI Yaping, GAO Weixin, et al. Research on automatic identification method for pipeline girth weld defects based on X-ray images and sparse representation[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2024, 43(9): 1048-1055, 1079.

# 基于 X 射线图像与稀疏描述的管道环焊缝缺陷自动识别法

贾韶辉<sup>1</sup> 李亚平<sup>1</sup> 高炜欣<sup>2</sup> 彭云超<sup>3</sup> 张新建<sup>1</sup> 王玉霞<sup>1</sup>

1. 国家管网集团科学技术研究总院分公司; 2. 西安石油大学电子工程学院; 3. 国家管网集团东部原油储运有限公司

**摘要:**【目的】环焊缝焊接质量是影响管道安全运行的重要因素, X 射线则为焊缝缺陷检测的关键技术之一, 但管道环焊缝缺陷及噪声的 X 射线图像特征值存在难以区分的问题。【方法】提出了一种高准确度的管道环焊缝缺陷 X 射线图像自动识别方法: 在疑似缺陷区域 (Suspected Defect Region, SDR) 与灰度密度定义的基础上, 构建了一种基于聚类的 SDR 分割算法, 可以准确分割任意形状的 SDR。为保证分割后图像识别的成功率, 将判断 X 射线 SDR 图像是否为缺陷作为一种模式识别问题处理, 并将待检测 SDR 图像视为样本 SDR 图像 (即字典矩阵) 的线性组合, 通过求取系数向量判断分割后的 SDR 图像是否为缺陷。为使系数向量稀疏化方便判断, 通过零范数最优化求解系数向量。同时, 利用一种光滑可导的 0-1 惩罚项函数, 使采用罚函数方法求零范数最优问题变为可能。为使字典矩阵能够包含尽可能多的图像特征, 建立基于正交最优的环焊缝 X 射线 SDR 图像最优字典矩阵模型, 并提出了一种正交最优字典矩阵求解算法。【结果】基于所建模型及算法, 开发了稀疏描述与 X 射线图像检测技术相结合的管道环焊缝缺陷检测软件, 通过对管径 762 mm、壁厚 10.3 mm 的某管道环焊缝缺陷进行 X 射线图像识别, 缺陷检出率可达 98%。【结论】新提出的缺陷识别方法可大幅提升管道环焊缝安全隐患检测的质量与效率, 具备工业化应用前景。(图 7, 表 3, 参 22)

**关键词:** 管道; 环焊缝; X 射线; 图像; 缺陷识别; 稀疏描述

中图分类号: TE88

文献标识码: A

文章编号: 1000-8241(2024)09-1048-08

DOI: 10.6047/j.issn.1000-8241.2024.09.010

## Research on automatic identification method for pipeline girth weld defects based on X-ray images and sparse representation

JIA Shaohui<sup>1</sup>, LI Yaping<sup>1</sup>, GAO Weixin<sup>2</sup>, PENG Yunchao<sup>3</sup>, ZHANG Xinjian<sup>1</sup>, WANG Yuxia<sup>1</sup>

1. PipeChina Institute of Science and Technology; 2. School of Electronic Engineering, Xi'an Shiyou University; 3. PipeChina Eastern Oil Storage and Transportation Co. Ltd.

**Abstract:** 【Objective】Girth weld quality is considered a significant factor influencing the safe operation of pipelines. X-ray testing serves as a vital technology for identifying weld defects. Nevertheless, differentiating between the feature values of X-ray images for pipeline girth weld defects and noise poses a considerable challenge. 【Methods】This paper proposes a high-accuracy automatic recognition method for X-ray images of pipeline girth weld defects. Based on Suspected Defect Region (SDR) and formulated gray densities, a clustering-based SDR segmentation algorithm was constructed, aimed at precise segmentation of defect SDRs in various shapes. To ensure a high success rate of image recognition after segmentation, judging whether an X-ray SDR image represents a defect was treated as a pattern recognition process. By considering SDR images to be evaluated as a linear combination of sample SDR images (i.e., dictionary matrix), the approach of deriving coefficient vectors was employed to determine whether the segmented SDR image signifies a defect. To facilitate judgments with sparse coefficient vectors, coefficient vectors were solved by 0-norm optimization. In addition, the inclusion of a smooth and differentiable function with 0-1 penalty terms made it possible to solve 0-norm optimization using a penalty function method. To maximize the library of image features within the dictionary matrix, an optimal model was established for X-ray SDR images of welds based on orthogonal optimization, along with a dictionary matrix solving algorithm featuring orthogonal optimization. 【Results】The established model and algorithm led to the development of pipeline girth weld defect detection software integrating sparse representation and X-ray image detection

technology. This software was used to recognize X-ray images of weld defects for a pipeline with a diameter of 762 mm and a wall thickness of 10.3 mm. The outcomes demonstrated an impressive defect detection rate of up to 98%. **[Conclusion]** The proposed defect identification method demonstrates its capability to greatly improve the detection quality and efficiency of potential safety hazards in pipeline girth welds, underscoring its promising prospects in industrial applications. (7 Figures, 3 Tables, 22 References)

**Key words:** pipeline, girth weld, X-ray, image, defect identification, sparse representation

基于 X 射线图像的管道环焊缝缺陷常规检测方法需要检测人员人工识别,不仅劳动强度大,而且易出现漏检、误检。X 射线图像自动检测可以降低检测人员劳动强度、提高检测准确度,因此受到越来越多的关注。目前,管道环焊缝缺陷 X 射线图像自动检测的研究主要可以分为以下 3 类。第 1 类以目标检测算法与神经网络为基础<sup>[1-9]</sup>。Liu 等<sup>[3]</sup>通过设计增强的多尺度特征模块,使 YOLO(You Only Look Once)焊缝缺陷检测模型轻量化,并提升了其通用性。缪寅宵等<sup>[4]</sup>通过设计轻量级 MoGaA 网络,实现了微小缺陷检测。刘欢等<sup>[5]</sup>提出一种复合卷积层网络结构的 CC-ResNet 模型,将缺陷检测的平均召回率、平均准确率分别提升至 98.52%、95.23%。Rabe 等<sup>[6]</sup>使用记忆性神经网络进行缺陷识别与评估,检测准确度超过 95%。Peng 等<sup>[7]</sup>针对激光焊,建立了基于多尺度卷积神经网络与注意力机制相结合的缺陷检测模型,检测精度达到了 99.38%。王睿等<sup>[8]</sup>通过引入轻量级的倒残差结构,减少网络计算量,所提算法在嵌入式端的检测准确度为 93.5%。第 2 类主要是以缺陷分割与特征提取为基础<sup>[10-13]</sup>。张勇等<sup>[10]</sup>提出一种改进的网络分割模型,可以准确分割边界模糊的缺陷。刘金海等<sup>[11]</sup>利用轻量级神经网络提取小样本特征,以数据驱动的方式训练缺陷检测器,在保证运行效率的前提下,检测精度提高约 8%。Iwata 等<sup>[12]</sup>在小样本学习基础上,特别针对模糊射线图像进行分析,通过实验验证了检测效果。Mao 等<sup>[13]</sup>利用匹配追踪技术结合聚类算法进行缺陷识别,对宽度为 3 mm 的钢板焊缝缺陷进行定位,其误差仅为 0.261%。第 3 类多以硬件技术研究为基础<sup>[14-16]</sup>。李可等<sup>[14]</sup>利用改进的 U-Net 芯片对焊缝中的气泡进行检测,通过引入 Mobile-Net 作为 U-Net 的主干特征提取网络,提高了网络获取缺陷形状及位置信息的能力。Jiang 等<sup>[15]</sup>利用光学相干层析技术,将激光焊焊缝缺陷的检测精度提升至 20  $\mu\text{m}$ 。

可见,管道环焊缝缺陷 X 射线图像自动检测的精度越来越高,但由于 X 射线焊缝图像具有强噪声、缺陷相对较小的特点,准确分割或标定微小缺陷图像并求

取特征值极为困难,难以满足实际生产的需求。为此,将 X 射线图像自动检测与稀疏描述相结合,构建了一种不依赖特征值的管道环焊缝缺陷自动识别方法。

## 1 缺陷与噪声图像特征值获取的弊端

管道环焊缝 X 射线图像多采用 RT 胶片成像,然后利用扫描仪将其扫描为数字化图像进行识别。扫描后的 X 射线焊缝图像具有对比度不高、噪声较多、缺陷面积小的特点(图 1a)。实际计算中,需先确定感兴趣区域(Region of Interest, ROI),而后提取疑似缺陷区域(Suspected Defect Region, SDR),最后计算特征值。以图 1b 为例,其中红色矩形即为分割出的疑似缺陷外切矩形,在外切矩形基础上扩展 5 个像素点后的区域为 SDR。选取管径 762 mm、壁厚 10.3 mm 的某管道为例,提取其环焊缝 X 射线图像部分典型 SDR(图 2,由于管道环焊缝 X 射线缺陷图像较小,为了便于显示,对图像进行了放大 5 倍处理)。

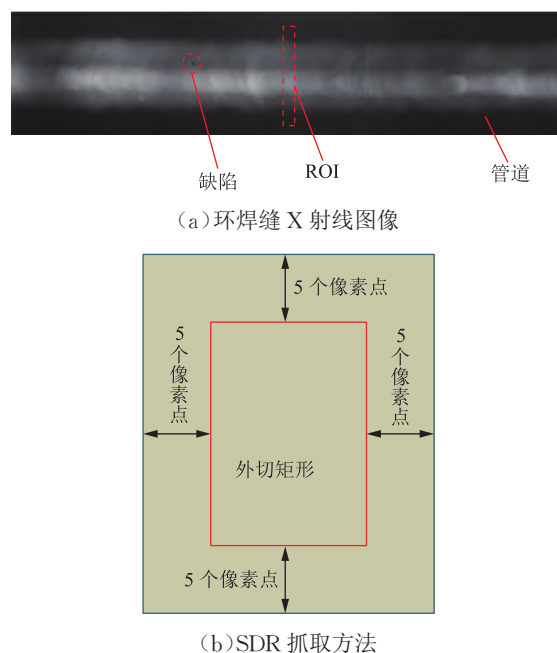


图 1 管道环焊缝缺陷 X 射线图像及 SDR 抓取方法示意图  
Fig. 1 Schematic diagram of X-ray image and SDR capture for pipeline girth weld defect

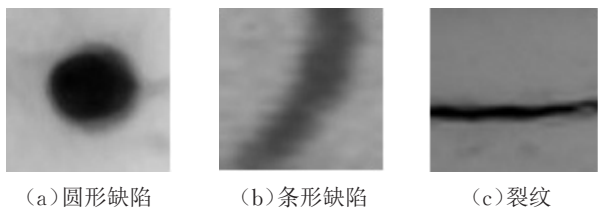


图 2 某管道环焊缝 X 射线图像的部分典型 SDR(放大 5 倍)图  
Fig. 2 Typical SDR (5×magnification) of X-ray image of circumferential weld defect in a certain pipeline

缺陷识别算法常以目标的典型特征作为分类依据,张晓光等<sup>[17]</sup>提出可将影像的位置、几何形状及细节特征等作为判断缺陷的重要依据,因此选取重要的几何特征与纹理特征进行分析。其中,几何特征值用以体现缺陷的位置及几何形状,主要包括位置 G1、SDR 长宽比 G2、SDR 短轴与缺陷面积比 G3、缺陷面积与外切矩形面积比 G4、圆形度 G5、矩形度 G6(表 1)。纹理特征则用以体现缺陷的细节特征,主要包括熵 M1、二阶矩 M2、相关度 M3,其计算公式参见文献[18-19]。

表 2 某管道环焊缝缺陷与噪声图像主要几何特征值与纹理特征分布范围表  
Table 2 Distribution ranges of main geometric feature values and texture feature values in the images of girth weld defects in a pipeline and noise

图像分类	几何特征值						纹理特征值		
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	M1	M2	M3
缺陷	0.39~46.18	0.97~2.95	0.08~0.75	0.25~1.00	0.25~5.28	0.28~1.00	0.245 8~1.051 4	0.165 8~1.925 9	-1.048 2~9.829 4
噪声	0~49.27	0.95~3.94	0.18~1.05	0.23~1.00	0.19~5.37	0.20~1.00	0.212 2~1.159 6	0.095 4~1.824 7	-1.028 9~9.957 8

2 X 射线图像自动识别方法

2.1 焊缝图像 SDR 分割

为了有效识别管道环焊缝缺陷,在分割 SDR 的基础上,不求特征值,而是利用稀疏描述技术直接对管道环焊缝缺陷进行识别。SDR 的分割是准确识别的重要前提,为成功地将焊缝中的疑似缺陷分割出来,分割算法应该具有很强的鲁棒性,尽量避免人工干预参数。根据图 1 可见,实际的 X 射线焊缝图像具有极强的噪声,因此分割算法应同时具有降噪功能。

目前,空间聚类已在地理学、制图学、生物学等诸多领域中得到广泛应用。特别是基于密度的聚类算法,利用了类的高密度连通性,可以自动搜索出任意形状类,这一特性有助于分割管道环焊缝外形各异的缺陷图像。由于管道环焊缝 X 射线图像每一个像素点的灰度值均有可能是不同的,并在[0,255]区间变化,基于密度聚类的图像分割处理不同于传统的聚类方法,可以直接确定任意一个簇的密度。从工程实际出发,可以认为同一类像素点的灰度值可能并不完全相同,而是近似相

表 1 管道环焊缝缺陷主要几何特征值计算公式表  
Table 1 Calculation formulas for main geometric feature values of pipeline girth weld defects

特征名称	符号	计算公式	参数含义
位置	G1	$P/W_0$	$P$ 为缺陷相对于焊缝中心的位置; $W_0$ 为焊缝宽度
SDR 长宽比	G2	$L/E$	$L$ 、 $E$ 分别为缺陷的长轴、短轴
SDR 短轴与缺陷面积比	G3	$E/A$	$A$ 为缺陷面积
缺陷面积与外切矩形面积比	G4	$A/A_r$	$A_r$ 为缺陷外切矩形面积
圆形度	G5	$c^2/(4\pi A)$	$c$ 为缺陷周长
矩形度	G6	$W/H$	$W$ 为缺陷外切矩形宽度; $H$ 为缺陷外切矩形高度

统计该管道 1 000 余张环焊缝缺陷及噪声图像 SDR 特征值(表 2)可见,管道环焊缝缺陷与噪声的几何特征及纹理特征分布范围有较大重合,因此难以利用特征值区分缺陷与噪声。

等,且可以直接连接。借鉴计算几何学的思路,“灰度密度”的定义<sup>[20]</sup>如下:

$$D_{ij} = \frac{\sum_{(i,j) \in R_{ij}} Q_{ij}}{N_{ij}} \tag{1}$$

式中: $D_{ij}$  为点  $(i,j)$  的灰度密度; $R_{ij}$  为点  $(i,j)$  的邻域; $N_{ij}$  为  $R_{ij}$  中像素点的个数; $Q_{ij}$  为点  $(i,j)$  的灰度值。

显然,  $D_{ij}$  的值与  $R_{ij}$  的形状及大小有关。管道环焊缝 X 射线图像聚类分割的目标是将所有空间上相邻且空间局部灰度密度相等的目标聚为一类,从而实现清晰与模糊焊缝图像均可分辨。

中国某原油储运公司已构建了包含  $5 \times 10^4$  张管道环焊缝 X 射线图像的数据库,从该数据库中的数据来看,面积最小的缺陷仅有 6 个像素点,而面积最大的缺陷则可达 79 042 个像素点。但在实际检测中,缺陷的形状未知。因此,在求取灰度密度时,  $R_{ij}$  的形状应能使  $D_{ij}$  反映最小缺陷的平均灰度值,并同时能在计算中考虑到缺陷图像的像素点出现在各个方向的可能。根据灰度密度计算的邻域模板(图 3a),其中黑色空心圆为中心点,红色圆代表计算中心点灰度密度时

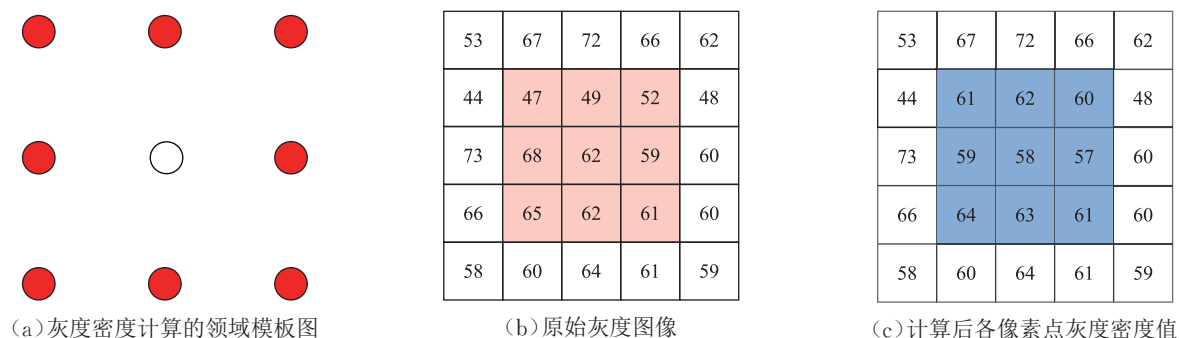


图 3 管道环焊缝 X 射线图像灰度密度计算的邻域模板图  
Fig. 3 Neighborhood template for gray density calculation of X-ray images of pipeline girth welds

涉及邻域像素点的范围,以面积为  $5 \times 5$  的原始灰度图(图 3b)为例,利用式(1)可计算得到各个像素点的灰度密度值(图 3c)。

在传统聚类方法中,只要相邻区域的密度超过阈值,即需继续聚类。但对于管道环焊缝灰度图像,分割前无法预知缺陷的类型(圆形缺陷、条形缺陷、裂纹、未融合、未焊透、内凹或夹渣)及大小。因此,在管道环焊缝 X 射线图像聚类时,仅需考虑一定灰度值下像素点的数量,即利用灰度密度近似相等的像素点个数进行聚类。利用灰度密度聚类的过程如下:①标定每一个点的灰度密度,将所有点的空间点所属类型取为 0。②当聚类半径为 1 时,聚类模板与灰度密度计算的形状一致,不易发现较小的缺陷。同时,由于实际的焊缝 X 射线图像具有较强噪声,当聚类半径不小于 3 时,聚类模板所含像素点个数超过 49,使小缺陷的聚类不易成功。因此,取聚类半径为 2,得到聚类模板(图 4)。③取图 4 中聚类的密度值下限  $\rho_{\min}$ (即超过聚类半径内所含像素点个数的  $1/2$ )为 13。④将待检测管道焊缝图像对应的灰度密度图按灰度密度值由小到大排序;从排序后第一个像素点开始,按模板遍历焊缝图像区域中的每一个点,在聚类半径范围内,

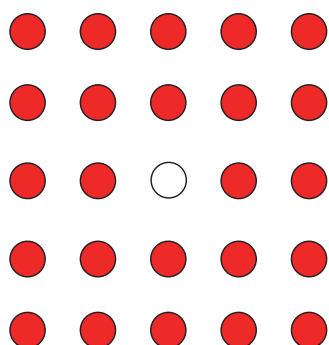


图 4 聚类半径为 2 的管道环焊缝 X 射线图像灰度密度聚类范围模板图

Fig. 4 Gray density clustering range template for X-ray images of pipeline girth welds with clustering radius of 2

像素点与中心点的灰度密度差值在 3 以内的像素点即为灰度密度近似点。⑤如果灰度密度近似点个数超过  $\rho_{\min}$ ,则该区域灰度密度近似点可聚为一类;如果灰度密度近似点个数少于  $\rho_{\min}$ ,则将模板中心点定义为“噪声点”,其空间点所属类型取值为 0。⑥如果该模板区域的某一灰度近似点的空间点所属类型大于 0,则其他灰度近似点的空间点所属类型与该点相同。如果所有灰度近似点的空间点所属类型均为 0,则新定义一个聚类,将所有灰度近似点的空间点所属类型的值作为这一新聚类的编号。⑦将聚类面积及长宽比符合统计范围的像素点区域以绿色高亮标出,则该区域即为 SDR。

利用上述方法,选取管径 762 mm、壁厚 10.3 mm 的某管道环焊缝 X 射线图像进行 SDR 分割计算(图 5)。可见,该方法对形状及大小不同的缺陷,均可以较好地进行 SDR 分割。

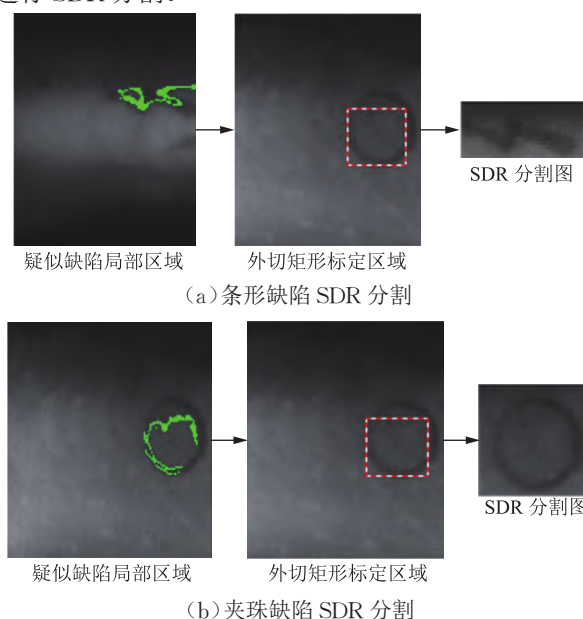


图 5 某管道环焊缝 X 射线图像密度聚类算法 SDR 分割图  
Fig. 5 SDR segmentation of density clustering algorithm for X-ray images of girth welds in a pipeline

## 2.2 焊缝缺陷识别算法

模式识别是通过标记的样本来判断待检图像所属的类别。用向量  $\mathbf{z}$  表示图像尺寸为  $h \times w$  ( $h$  为图像高度,  $w$  为图像宽度) 的灰度图像, 即:

$$\begin{cases} \mathbf{z} \in \mathbb{R}^m \\ m = h \times w \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $\mathbb{R}$  为实数域。

向量  $\mathbf{z}$  可以通过将图像的像素点按照行或列优先的原则逐个排列生成, 假设样本图像个数为  $n$ , 则  $n$  个样本图像可以构成矩阵  $\mathbf{Z} = [\mathbf{z}_0, \mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_{n-1}]$ 。在稀疏描述中,  $\mathbf{Z}$  矩阵也被称为字典矩阵。在  $n$  个图像的典型性较好的情况下, 可以假定待检测焊缝图像 SDR 是样本焊缝图像 SDR 的线性组合。设  $\mathbf{u}$  为任一待检测图像, 即:

$$\begin{cases} \mathbf{u} = \mathbf{Z} \cdot \mathbf{V} = \mathbf{z}_0 v_0 + \mathbf{z}_1 v_1 + \dots + \mathbf{z}_{n-1} v_{n-1} \\ \mathbf{V} = \{v_0, v_1, \dots, v_{n-1}\} \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{V}$  为  $n$  个实系数构成的系数向量;  $\mathbf{z}_0 \sim \mathbf{z}_{n-1}$  为  $n$  个样本图像按行或列优先原则逐个排列构成的向量。

对于管道环焊缝缺陷的识别,  $\mathbf{Z}$  矩阵中的 SDR 可分为缺陷与噪声两类, 则有:

$$\begin{cases} \mathbf{Z} = \{\mathbf{Z}_{\text{defect}}, \mathbf{Z}_{\text{noise}}\} \\ \mathbf{Z}_{\text{defect}} = \{\mathbf{z}_0, \mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_{\alpha-1}\} \\ \mathbf{Z}_{\text{noise}} = \{\mathbf{z}_{\alpha}, \mathbf{z}_{\alpha+1}, \dots, \mathbf{z}_{\alpha+\beta-1}\} \\ n = \alpha + \beta \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $\mathbf{Z}_{\text{defect}}$  为  $\alpha$  个缺陷 SDR 构成的向量;  $\mathbf{Z}_{\text{noise}}$  为  $\beta$  个噪声 SDR 构成的向量。

系数向量  $\mathbf{V}$  中不为 0 的系数与  $\mathbf{u}$  的类型有关, 与  $\mathbf{u}$  类型无关的系数则为 0, 因此通过  $\mathbf{V}$  可判别  $\mathbf{u}$  是缺陷还是噪声。从图像识别的角度,  $\mathbf{V}$  的稀疏程度越高越有利于  $\mathbf{u}$  的识别, 此时对式(3)的求解等效于零范数最优问题, 则有:

$$\hat{\mathbf{V}} = \arg \min \|\mathbf{V}\|_0 \quad (5)$$

由于式(5)中的目标函数是零范数, 而零范数的求解是 NP(Non-deterministic Polynomial) 难问题, 常规方法很难求解。为求得式(5)的近似最优解, 利用文献[21]给出的罚函数  $g(v)$  进行计算, 其表达式为:

$$g(v) = 1 - \cos \left[ \frac{\pi \left( e^{\frac{v}{\Delta}} - e^{-\frac{v}{\Delta}} \right)}{2 \left( e^{\frac{v}{\Delta}} + e^{-\frac{v}{\Delta}} \right)} \right] \quad (6)$$

式中:  $\Delta$  为归一化系数。

根据  $g(v)$  函数曲线(图6)可知, 当  $\Delta$  趋向于无穷小时,  $g(v)$  对于任意  $v$  均为 1, 仅在  $v=0$  时  $g(v)=0$ 。

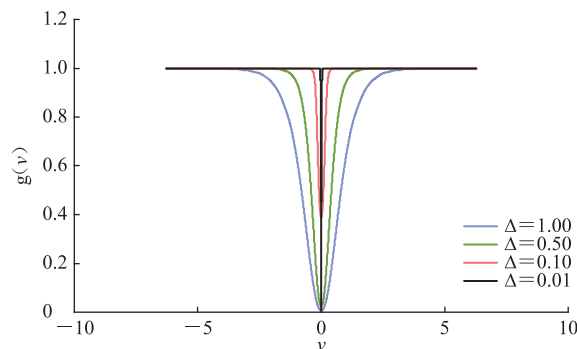


图6 不同归一化系数下罚函数  $g(v)$  曲线  
Fig. 6 Curve of penalty function  $g(v)$  for different normalization coefficients

同时,  $g(v)$  函数光滑、连续且可求导。因此, 在实际计算时, 可取  $\Delta$  为 0.01。

通过引入  $g(v)$  函数, 式(5)可以等效为式(7):

$$\hat{\mathbf{V}} = \min [\lambda \|\mathbf{Z} \cdot \mathbf{V} - \mathbf{u}\|_2 + g(v)] \quad (7)$$

式中:  $\lambda$  为罚函数系数。

式(6)连续可导, 求解式(6)即可求得零范数的最优解。在求得系数向量  $\hat{\mathbf{V}}$  后, 可以根据系数向量中不为 0 的系数所在区域判断检测结果。当管道环焊缝缺陷样本数量足够多时, 系数可能分布在一个广泛的区间。以字典矩阵样本总数 20 为例, 前、后 10 个图像分别为有缺陷、无缺陷样本。根据式(8)进行判断, 当式(8)成立时, 表明待检测图像主要可以描述为缺陷图像的线性组合, 判定待检测图像为缺陷; 否则, 判定为噪声。

$$\sum_{i=0}^9 \hat{V}[i] > \sum_{i=9}^{19} \hat{V}[i] \quad (8)$$

根据系数向量中系数的分布可以判断待检测图像所属类别, 基于此, 提出以下判断标准:

$$\sum_{i=0}^{\alpha-1} \hat{V}[i] > \sum_{i=\alpha}^{\alpha+\beta-1} \hat{V}[i] \quad (9)$$

当满足式(9)时, 即可判断待检测 SDR 图像为真实缺陷; 否则, 判定为噪声。

## 2.3 字典矩阵构建模型及算法

利用稀疏系数识别可以避免因图像分割带来的误差, 但由于  $\mathbf{Z}$  由样本 SDR 构成, 可能出现某些样本 SDR 线性相关的情况, 如  $\mathbf{z}_1 = \mathbf{z}_2 + \mathbf{z}_3$ 。此时, 为保证识别的准确率, 需增加字典矩阵中样本 SDR 的数量, 但在实际计算中会增加存储容量, 导致计算速度降低。当构成矩阵  $\mathbf{Z}$  的向量完全正交时, 则能够以最少的样本数覆盖最多的图像特征。从整体正交最优的角度考虑, 求解字典矩阵  $\mathbf{Z}$  的数学模型可表示为:

$$\min \mathbf{Z} = \sum_{\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j \in \Theta} \mathbf{z}_i \mathbf{z}_j^T \quad S \geq S', C \geq C' \quad (10)$$

式中:  $\Theta$  为所有可构建字典矩阵的样本 SDR 构成的集合;  $\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j$  分别为  $\Theta$  中第  $i, j$  个选入字典矩阵  $\mathbf{Z}$  的 SDR 向量;  $S, C$  分别为缺陷检出率及检测准确率(其计算方法参见 ISO/IEC TS 4213-2022《信息技术人工智能机器学习分类性能评估》);  $S', C'$  分别为缺陷检出率及检测准确率的设定值, 一般均取 0.98。

式(10)的求解目标是整体正交最优的字典矩阵  $\mathbf{Z}$ 。根据式(4), 可将式(10)改写为:

$$\begin{cases} \min \mathbf{Z}_{\text{defect}} = \sum_{\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j \in \Theta_{\text{defect}}} \mathbf{z}_i \mathbf{z}_j^T \\ \min \mathbf{Z}_{\text{noise}} = \sum_{\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j \in \Theta_{\text{noise}}} \mathbf{z}_i \mathbf{z}_j^T \end{cases} \quad S \geq S', C \geq C' \quad (11)$$

式中:  $\Theta_{\text{defect}}, \Theta_{\text{noise}}$  分别为缺陷样本 SDR、噪声样本 SDR 构成的集合。

为求解  $\mathbf{Z}_{\text{defect}}, \mathbf{Z}_{\text{noise}}$ , 需根据  $\Theta_{\text{defect}}, \Theta_{\text{noise}}$  分别构建 SDR 相关度矩阵:

$$\begin{cases} \mathbf{H}_{\text{defect}} = \begin{bmatrix} d_{00}, \dots, d_{0, K_1-1} \\ \vdots \\ d_{K_1-1, 0}, \dots, d_{K_1-1, K_1-1} \end{bmatrix} \\ \mathbf{H}_{\text{noise}} = \begin{bmatrix} d_{K_1, K_1}, \dots, d_{K_1, K_1+K_2-1} \\ \vdots \\ d_{K_1+K_2-1, K_1}, \dots, d_{K_1+K_2-1, K_1+K_2-1} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{H}_{\text{defect}}, \mathbf{H}_{\text{noise}}$  分别为缺陷、噪声相关度矩阵;  $K_1, K_2$  分别为  $\Theta_{\text{defect}}, \Theta_{\text{noise}}$  中 SDR 数量;  $d_{ij}$  为  $\mathbf{H}_{\text{defect}}$  中第  $i$  行第  $j$  列的元素, 有  $d_{ij} = \mathbf{z}_i \cdot \mathbf{z}_j$ 。

$\mathbf{H}_{\text{defect}}$  为一对称矩阵, 有  $d_{ij} = d_{ji}$ 。设字典矩阵  $\mathbf{Z}_{\text{defect}}$

所含 SDR 数量为  $\alpha$ , 则在构建缺陷 SDR 向量相关度矩阵的基础上, 求解正交最优矩阵  $\mathbf{Z}_{\text{defect}}$  的算法如下: ①构建集合  $W_1 = \{d_{ij} | 0 \leq i, j < K_1\}$ , 令  $J_1 = \{\}$ ; ②寻找  $W_1$  中最小元素  $d_{i_{\min} j_{\min}}$ , 将其下标  $(i_{\min}, j_{\min})$  加入  $J_1$ , 并在  $W_1$  中删去  $d_{i_{\min} j_{\min}}, d_{j_{\min} i_{\min}}$  以避免因  $d_{i_{\min} j_{\min}} = d_{j_{\min} i_{\min}}$  而造成的重复选择; ③判断  $J_1$  中元素个数是否不小于  $\alpha$ , 若不小于  $\alpha$  则转至步骤④, 否则转至步骤②; ④根据集合  $J_1$  中下标编号, 确定对应的 SDR, 从而构建  $\mathbf{Z}_{\text{defect}}$ 。

根据  $\mathbf{H}_{\text{noise}}, \mathbf{Z}_{\text{noise}}$  所含 SDR 数量  $\beta$ , 同理, 可以求得  $\mathbf{Z}_{\text{noise}}$ 。在已知  $\alpha, \beta$  的前提下, 通过上述算法可以求得正交最优矩阵  $\mathbf{Z}$ , 但在 X 射线焊缝图像缺陷识别的实践中,  $\alpha, \beta$  均为未知量, 需根据缺陷检出率及检测准确率是否满足要求而确定。为此, 通过分别求取  $\mathbf{Z}_{\text{defect}}$  和  $\mathbf{Z}_{\text{noise}}$ , 合并即可得到字典矩阵  $\mathbf{Z} = \{\mathbf{Z}_{\text{defect}}, \mathbf{Z}_{\text{noise}}\}$ 。

根据文献[22], 在实际的管道焊缝中, 超过 60% 的焊缝为无缺陷, 即噪声 SDR 数量超过缺陷 SDR 数量, 因此一般将  $\beta$  初始值设定为  $1.3\alpha$ 。

### 3 检测软件开发及实例验证

#### 3.1 检测软件开发

根据上述缺陷识别方法, 基于 C++11.0, 开发了长输管道 X 射线环焊缝图像缺陷自动检测软件。该软件总体架构(图 7)中的核心模块包括图像处理模块、缺陷识别模块、字典学习模块, 支持全自动处理、人工干预等工作模式。同时, 该软件具有完善的数据库管理功能, 可对焊缝图像按工程实际需求存储, 并对典型样本

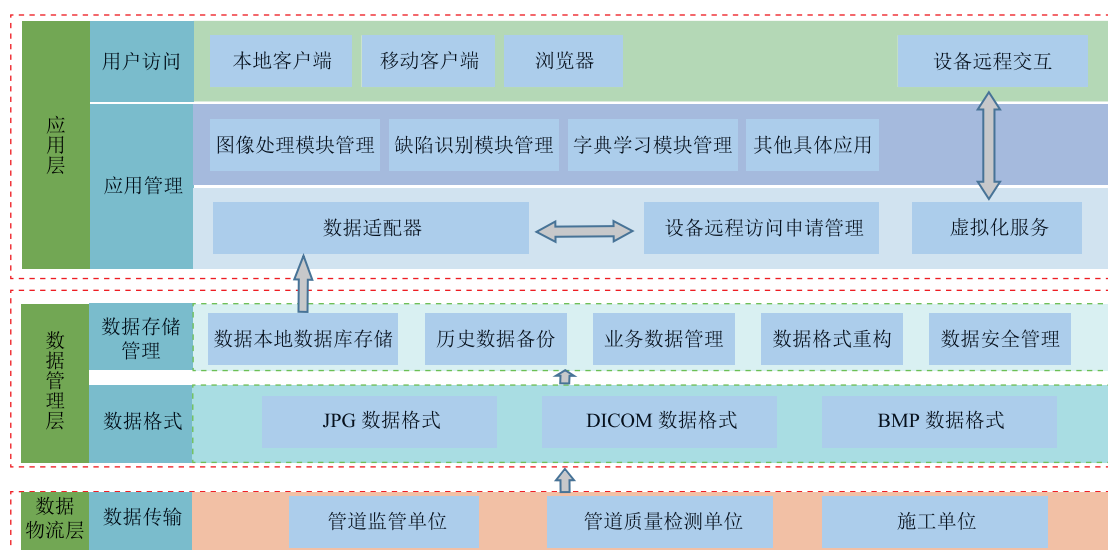


图 7 长输管道 X 射线环焊缝图像缺陷自动检测软件总体架构图

Fig. 7 Overall architecture of automatic identification method for girth weld defects based on X-ray images for long-distance pipelines

及检测计算中所分割出来的 SDR 进行分类管理。

3.2 实例验证

某原油管道全长约 796 km, 为 L450M 钢质螺旋缝埋弧焊管, 壁厚为 10.3 mm, 管径为 762 mm, 设计压力为 7.5 MPa。初始设计输量为  $1\,000 \times 10^4$  t/a。该管道为中部石化企业运输海上进口原油, 管道沿线途经的 10 个城市均为人口密集区域, 整条管道穿越铁路 11 处、公路 67 处、穿越大中型河流 76 处, 对管道安全运行的要求较高, 环焊缝焊接质量对管道的安全运行极为重要。将新开发软件应用于该管道的 X 射线环焊缝图像识别, 通过人工选取的方式, 构建了包含了 100 个缺陷、512 个噪声的 SDR 图像的字典样本库。同时, 建立了 1 500 个缺陷、2 000 个噪声 SDR 图像作为测试数据库。

将字典样本库矩阵初始化为 0, 利用所开发的软件, 根据 ISO/IEC TS 4213-2022 中缺陷检出率、检测精确率的指标, 对检测结果(表 3)进行判断。可见, 缺陷检测准确率、误报率均满足工程实际的需求。

表 3 某管道环焊缝缺陷 X 射线图像识别结果表  
Table 3 Identification results of girth weld defects in a pipeline based on X-ray images

样本数量		正确检测数量		误检数量		缺陷 检出率	检测 精确率
缺陷	噪声	将缺陷 识别为 缺陷	将噪声 识别为 噪声	将缺陷 识别为 噪声	将噪声 识别为 缺陷		
10	13	617	1 132	602	868	41.55%	54.33%
19	38	858	1 353	416	647	57.01%	67.53%
29	77	1 050	1 558	284	442	70.37%	78.22%
38	91	1 237	1 634	214	366	77.17%	83.19%
48	116	1 292	1 697	132	303	81.00%	87.29%
57	130	1 344	1 783	95	217	86.09%	90.93%
80	135	1 396	1 922	72	78	94.71%	95.67%
100	139	1 444	1 973	32	27	98.16%	98.30%

为进一步验证上述缺陷识别方法的准确率, 国际公认的测试、检验及认证机构 SGS(Societe Generale de Surveillance)参考 SY/T 4109—2020《石油天然气钢质管道无损检测》及 ISO/IEC TS 4213-2022, 利用上述新开发软件对 13 029 张焊缝图像进行识别。将软件识别结果与无损检测(射线检测)中级资质专业人员人工检测结果进行对比, 该软件对缺陷整体检测准确率超过 99%。

4 结论

针对管道环焊缝 X 射线图像较为模糊的问题, 采

用基于聚类的方法标定并分割 SDR。同时, 为准确识别缺陷 SDR, 研究了基于零范数最优的识别算法。为使求解方法具有工程实用性, 确定了以正交最优为基础的字典矩阵构建算法。由此, 得出以下结论:

1) 基于密度聚类的 SDR 分割算法, 依靠相邻像素点灰度差进行聚类, 在未知缺陷大小及形状的情况下, 可以将 SDR 较为准确的分割, 与人眼视觉的分割过程相似。在疑似缺陷标定的基础上, 根据外切矩形大小动态自适应调整分割模板, 可以有效地从焊缝图像中提取出可能存在缺陷的区域。

2) 通过构建由样本 SDR 构成的字典矩阵, 可以将待检测 SDR 视为字典矩阵的线性组合, 通过稀疏系数向量的求取, 即可获得待检测 SDR 的类型。由于识别结果由全部稀疏系数确定, 而非某一特点参数, 因此对模糊的 X 射线焊缝图像的缺陷检测具有较好的准确率。

3) 基于正交最优的字典矩阵求解算法, 可以避免因人为选择样本 SDR 可能造成的字典矩阵中图像线性相关的问题, 能够使字典矩阵中 SDR 覆盖多数图像特征。

4) 基于稀疏描述的缺陷检测算法仍处于数据驱动层面, 同一标段射线图像之间潜在的关联性未被考虑。今后将结合管道环焊缝缺陷的知识图谱, 从数据驱动与知识驱动双重角度来提高识别准确率, 使算法更加智能化。

参考文献:

[1] 苏志威, 黄子涵, 邱发生, 郭朝阳, 殷晓芳, 邹冠华. 基于改进 YOLOv8 的航空铝合金焊缝缺陷检测方法[J/OL]. 航空动力学报: 1-10[2024-06-05]. <https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20230414>. DOI: 10.13224/j.cnki.jasp.20230414.

SU Z W, HUANG Z H, QIU F S, GUO C Y, YIN X F, WU G H. Weld defect detection of aviation aluminum alloy based on improved YOLOv8[J/OL]. Journal of Aerospace Power: 1-10[2024-06-05]. <https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20230414>.

[2] 程松, 杨洪刚, 徐学谦, 李敏, 陈云霞. 基于 YOLOv5 的改进轻量型 X 射线铝合金焊缝缺陷检测算法[J]. 中国激光, 2022, 49(21): 2104005. DOI: 10.3788/CJL202249.2104005.

CHENG S, YANG H G, XU X Q, LI M, CHEN Y X. Improved lightweight X-ray aluminum alloy weld defects detection algorithm based on YOLOv5[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(21): 2104005.

- [3] LIU M Y, CHEN Y P, XIE J M, HE L, ZHANG Y. LF-YOLO: a lighter and faster YOLO for weld defect detection of X-ray image[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(7): 7430-7439. DOI: 10.1109/JSEN.2023.3247006.
- [4] 缪寅宵,孙增玉,杨奕,郭力振.基于深度学习的X射线胶片数字化与缺陷检测算法[J].航空制造技术,2023,66(7):50-56,72. DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2023.07.050.
- MIAO Y X, SUN Z Y, YANG Y, GUO L Z. Algorithm of X-ray film digitization and defect detection based on depth learning[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2023, 66(7): 50-56, 72.
- [5] 刘欢,刘骁佳,王宇斐,王宁,曹立俊.基于复合卷积层神经网络结构的焊缝缺陷分类技术[J].航空学报,2022,43(增刊1):726928. DOI: 10.7527/S1000-6893.2022.26928.
- LIU H, LIU X J, WANG Y F, WANG N, CAO L J. Weld defect classification technology based on compound convolution neural network structure[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(S1): 726928.
- [6] RABE P, REISGEN U, SCHIEBAHN A. Non-destructive evaluation of the friction stir welding process, generalizing a deep neural defect detection network to identify internal weld defects across different aluminum alloys[J]. Welding in the World, 2023, 67(3): 549-560. DOI: 10.1007/s40194-022-01441-y.
- [7] PENG P, FAN K, FAN X Q, ZHOU H P, GUO Z Y. Real-time defect detection scheme based on deep learning for laser welding system[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(15): 17301-17309. DOI: 10.1109/JSEN.2023.3277732.
- [8] 王睿,胡云雷,刘卫朋,李海涛.基于边缘AI的焊缝X射线图像缺陷检测[J].焊接学报,2022,43(1):79-84,118. DOI: 10.12073/j.hjxb.20210516001.
- WANG R, HU Y L, LIU W P, LI H T. Defect detection of weld X-ray image based on edge AI[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2022, 43(1): 79-84, 118.
- [9] CUI J H, ZHANG B X, WANG X P, WU J T, LIU J J, LI Y, et al. Impact of annotation quality on model performance of welding defect detection using deep learning[J]. Welding in the World, 2024, 68(4): 855-865. DOI: 10.1007/s40194-024-01710-y.
- [10] 张勇,王鹏,吕志刚,邸若海,李晓艳,李亮亮.基于密集连接和多尺度池化的X射线焊缝缺陷分割方法[J].液晶与显示,2024,39(1):59-68. DOI: 10.37188/CJLCD.2023-0088.
- ZHANG Y, WANG P, LYU Z G, DI R H, LI X Y, LI L L. X-ray weld defect detection method based on dense connection and multi-scale pooling[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2024, 39(1): 59-68.
- [11] 刘金海,赵真,付明芮,左逢源,王雷.基于主动小样本学习的管道焊缝缺陷检测方法[J].仪器仪表学报,2022,43(11):252-261. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209872.
- LIU J H, ZHAO Z, FU M R, ZUO F Y, WANG L. Active small sample learning based the pipe weld defect detection method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(11): 252-261.
- [12] IWATA K, MATSUMOTO T, AOYAMA K, KAJIKAWA K, GOTO K, SUGIMOTO K. Development of high-accuracy defect detection algorithm for X-ray welding image inspection under strong noise, low contrast and few samples[J]. Journal of the Japan Society for Precision Engineering, 2021, 87(12): 1003-1007. DOI: 10.2493/jjspe.87.1003.
- [13] MAO H L, REN J M, TANG Y, MAO H Y, CHEN Y, YI X X, et al. Detection of weld defects using ultrasonic-guided waves based on matching pursuit and density peak clustering[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2023, 45(8): 1470-1483. DOI: 10.1177/01423312221140618.
- [14] 李可,吴忠卿,吉勇,宿磊.改进U-Net芯片X线图像焊缝气泡缺陷检测方法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2022,50(6):104-110. DOI: 10.13245/j.hust.220613.
- LI K, WU Z Q, JI Y, SU L. Detection method of weld bubble defect in chip X-ray image based on improved U-Net network[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition), 2022, 50(6): 104-110.
- [15] JIANG Z Y, JIANG Z G. Advanced optical coherence tomography for real-time detection of defects in aluminum alloy laser welding[J]. Tehnički Vjesnik, 2024, 31(2): 339-344. DOI: 10.17559/TV-20231011001015.
- [16] ORLANDO M, DE MADDIS M, RAZZA V, LUNETTO V. Non-destructive detection and analysis of weld defects in dissimilar pulsed GMAW and FSW joints of aluminium castings and plates through 3D X-ray computed tomography[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 132(5): 2957-2970. DOI: 10.1007/s00170-024-13576-x.
- [17] 张晓光,高顶.射线检测焊接缺陷的提取和自动识别[M].北京:国防工业出版社,2004:156-160.
- ZHANG X G, GAO D. Extraction and automatic recognition of

(下转第 1079 页)

- 云南水力发电, 2023, 39(7): 261-265. DOI: 10.3969/j.issn.1006-3951. 2023.07.064.
- YANG D T. Research and practice on smart construction technology for overseas large hydropower project[J]. Yunnan Water Power, 2023, 39(7): 261-265.
- [18] 孙静. 施工现场智慧移动方舱设计与应用[J]. 施工技术(中英文), 2023, 52(13): 126-130. DOI: 10.7672/sjgs2023130126.
- SUN J. Design and application of intelligent mobile shelter in construction site[J]. Construction Technology, 2023, 52(13): 126-130.
- [19] 肖玉美, 赵雪莲, 刘铁英, 张超. 智慧工地管理系统设计及应用[J]. 无线互联科技, 2023, 20(10): 28-31.
- XIAO Y M, ZHAO X L, LIU T Y, ZHANG C. Design and application smart construction site management system[J]. Wireless Internet Science and Technology, 2023, 20(10): 28-31.
- [20] 戎毅成, 谭鑫, 高瑾, 赵辉, 王昊. 基于物联网的电网施工智慧工地数字化管理平台建设[J]. 山东电力技术, 2023, 50(4): 22-27. DOI: 10.3969/j.issn.1007-9904.2023.04.004.
- RONG Y C, TAN X, GAO J, ZHAO H, WANG H. Construction of digital management platform for power grid intelligent construction site based on Internet of things[J]. Shandong Electric Power, 2023, 50(4): 22-27.
- [21] 余芳强, 曹强, 张铭, 陆加豪, 杨香妮. 基于 5G 和视频的建筑工地远程安全监管系统[J]. 建筑技术, 2023, 54(6): 661-664. DOI: 10.3969/j.issn.1000-4726.2023.06.005.
- YU F Q, CAO Q, ZHANG M, LU J H, YANG X N. Remote safety supervision of construction site based on 5G and video[J]. Architecture Technology, 2023, 54(6): 661-664.
- (编辑: 刘朝阳)
- 
- 作者简介:** 范婷, 女, 1979 年生, 工程师, 2002 年毕业于吉首大学汉语言文学专业, 现主要从事信息应用专业方向的研究工作。地址: 北京市朝阳区北土城 5 号 B 座, 100029。电话: 13810830730。Email: fanny2002ft@163.com
- Received: 2023-04-06
  - Revised: 2023-05-14
  - Online: 2024-07-12
- 
- 
- (上接第 1055 页)
- welding defects in radiographic testing[M]. Beijing: National Defense University Press, 2004: 156-160.
- [18] DA SILVA R R, MERY D. State-of-the-art of weld seam inspection by radiographic testing: part I-Image processing[J]. Materials Evaluation, 2007, 65(6): 643-647.
- [19] DA SILVA R R, MERY D. State-of-the-art of weld seam radiographic testing: part II-Pattern recognition[J]. Materials Evaluation, 2007, 65(8): 833-838.
- [20] 高炜欣, 胡玉衡, 穆向阳, 武晓萌. 埋弧焊 X 射线焊缝图像缺陷分割检测技术[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(6): 1215-1224. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.2011.06.003.
- GAO W X, HU Y H, MU X Y, WU X M. Real-time detection and segmentation of submerged-arc welding defects in X-ray radiography images[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(6): 1215-1224.
- [21] 高炜欣, 胡玉衡, 武晓蒙. 基于压缩传感技术的埋弧焊 X 射线焊缝图像缺陷检测[J]. 焊接学报, 2015, 36(11): 85-88, 117.
- GAO W X, HU Y H, WU X M. A new algorithm for detecting defects of sub-arc welding X-ray image based on compress sensor theory[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2015, 36(11): 85-88, 117.
- [22] ALGHALANDIS S M, ALAMDARI G N. Welding defect pattern recognition in radiographic images of gas pipelines using adaptive feature extraction method and neural network classifier[C]. Amsterdam: 23rd World Gas Conference, 2006: 1-13.
- (编辑: 李在蓉)
- 
- 基金项目:** 国家管网集团科学研究与技术开发项目“管道大数据分析与应用研究”, WZXGL202107; 陕西省重点研发计划项目“小径管及长输管道 X 射线焊缝图像缺陷自动检测系统”, 2024GX-YBXM-003.
- 作者简介:** 贾韶辉, 男, 1981 年生, 高级工程师, 2013 年博士毕业于中国地质大学(北京)地球探测与信息工程专业, 现主要从事油气管道数字化、智能化专业方向的研究工作。地址: 河北省廊坊市广阳区金光道 51 号, 065000。电话: 0316-2075367。Email: jiaash@pipechina.com.cn
- Received: 2023-09-05
  - Revised: 2023-12-13
  - Online: 2024-06-21
- 