

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209752

基于低频电磁的铁磁管道内壁缺陷重构方法*

何永琪 苑朝 王旭光

(华北电力大学自动化系 保定 100079)

摘要: 利用低频电磁的方法对铁磁管道内壁缺陷进行检测及轮廓重构是当前中的一个热点问题。然而,低频电磁方法检测到的漏磁信号是周期性变化的,不便于缺陷信息的提取,并且被检测管道的长度、管径和原始壁厚的不同会严重干扰检测结果。因此,本文首先建立了低频磁场下管道内壁缺陷的二维有限元检测模型。其次通过计算漏磁信号与线圈电流比值 $B_x/Coil_1$, 消除了漏磁信号的周期性变化给检测带来的不便。然后通过对 $B_x/Coil_1$ 的预处理,有效减少管道长度、管径和原始壁厚的不同对缺陷轮廓重构结果的影响。最后,基于高斯过程回归算法建立预处理信号与缺陷轮廓的回归模型,实现了缺陷轮廓重构。仿真结果中,针对长度、管径和原始壁厚各异的铁磁管道,所重构轮廓的均方根误差在 0.17 mm 左右,表明该方法能够准确的重构出内壁缺陷轮廓。

关键词: 低频电磁检测;铁磁管道;缺陷重构;高斯过程回归

中图分类号: TM153.1; U178 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 430.25

Reconstruction method of inwall defects of ferromagnetic pipe based on low frequency electromagnet

He Yongqi Yuan Chao Wang Xuguang

(Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 100079, China)

Abstract: Defect detection on inwall of ferromagnetic pipes through low frequency electromagnetic method has become a research hotspot. However, periodic variation of magnetic flux leakage signal brings inconvenience to extraction of defect information. In addition, dependences between magnetic flux leakage signal and the pipe parameters such as length, diameter and initial thickness severely disturb the detection. To solve the problems, in this paper, we firstly establish a two-dimensional finite element detection model of irregular defects on inwall of the ferromagnetic pipes. Subsequently, the impact of periodic variation of magnetic flux leakage signal on extraction of defect information is eliminated by calculating the ratio of magnetic flux leakage signal to coil current $B_x/Coil_1$. After that, the impact of dependences between magnetic flux leakage signal and the pipe parameters is greatly reduced through preprocessing of $B_x/Coil_1$. Finally, the defect profile is successfully reconstructed using the regression model between defect profile and preprocessed $B_x/Coil_1$ trained by Gaussian process regression algorithm. Based on the above mentioned method, simulation has been performed, and the results indicate that the RMSEs of reconstructed profiles are all around 0.17 mm, which verify that the proposed method can accurately reconstruct profiles of the defects on inwall of ferromagnetic pipes.

Keywords: low frequency electromagnetic detection; ferromagnetic pipeline; defect profile reconstruction; Gaussian process regression

0 引言

铁磁性管道经常被当作长距离输送各种液、气体能源的首选。由于管道所处环境恶劣,随着使用时间的增长,在腐蚀、外力等作用下,管内壁会产生一些不规则缺陷使得

管壁厚度减薄。一旦壁厚减薄达到一定程度会造成泄漏甚至爆炸等难以估计的后果。针对管道壁缺陷,常用的检测方法有:超声波、涡流、和漏磁检测^[1]。然而,超声波检测需要对管壁表面进行清理工作,在探头与管壁表面还需要添加耦合剂增加超声波穿透率,且检测精度受人工操作影响

收稿日期:2022-04-26

* 基金项目:国家自然科学基金(62076093)项目资助

较大。涡流检测难以克服趋肤效应,检测深度有限。低频电磁检测是在漏磁检测技术基础上发展而来的,克服了传统漏磁检测中磁化器体积较大、检测深度不够的问题,近年来被广泛应用于管道缺陷检测上^[2]。

在缺陷检测的基础上,重构出缺陷轮廓是十分有必要的。目前缺陷重构主要有两种方法。一是基于迭代搜索的缺陷轮廓重构方法,将缺陷重构问题等效转化为寻优问题,通过不断迭代更新缺陷轮廓,直到找到满足要求的轮廓^[3]。Priewald 等^[4]建立了以碳钢板为研究对象的电磁场仿真模型,得到了不规则缺陷处的漏磁信号,利用高斯-牛顿迭代算法重构出缺陷轮廓。Lu 等^[5]利用加权共轭梯度算法重构出缺陷轮廓。二是基于学习训练的重构方法,一般通过机器学习算法,通过训练得到信号特征与缺陷轮廓间的关系。Song 等^[6-7]以碳钢管为研究对象,建立了缺陷检测模型,选择漏磁轴向分量信号峰值和径向分量信号峰间距作为特征,通过机器学习成功估计出缺陷宽度和剩余壁厚。Wijerathna^[8]通过高斯算法实现了对规则缺陷的重构。目前,基于学习训练的重构方法仅在规则、复杂程度低的内壁缺陷上得到了验证,针对复杂缺陷轮廓重构研究较少。

本文以内壁带有复杂缺陷轮廓的铁磁性管道为研究对象,建立了低频电磁场下管道有限元检测模型,结合高斯过程回归算法和信号预处理成功重构出缺陷轮廓,均方根误差在 0.17 mm 左右。

1 管道内壁缺陷检测原理与建模分析

低频电磁检测技术是一种新型的无损检测技术。通过低频交流电驱动励磁线圈产生低频交变磁场,将被检测管道放置于磁场中,由于缺陷处磁导率的突变,部分磁场会溢出被测试件表面形成漏磁场,如图 1 所示。测量管道表面漏磁强度就可以判断缺陷位置和量化缺陷大小。相关研究表明,缺陷周围的漏磁信号能够反映出缺陷相关信息如长度、深度和位置^[9-12]。

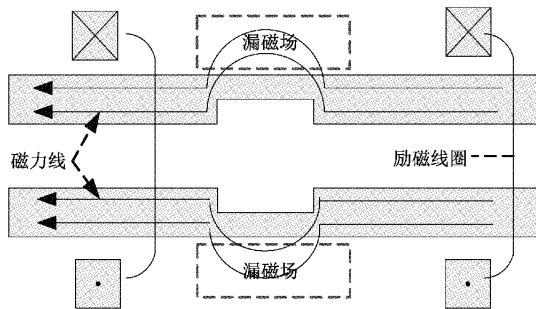


图 1 漏磁场形成示意图

1.1 检测原理

低频电磁方法首先是检测出缺陷周围的漏磁强度,漏磁强度本质上是磁感应强度,适用于麦克斯韦方程组来求解。针对磁场中的每一个点,其麦克斯韦方程组微分形式为:

$$\begin{cases} \nabla \times \mathbf{H} = \mathbf{J} \\ \nabla \times \mathbf{E} = -\frac{\partial \mathbf{B}}{\partial t} \\ \nabla \cdot \mathbf{B} = 0 \\ \nabla \times \mathbf{D} = \rho \end{cases} \quad (1)$$

式中: \mathbf{H} 为磁场强度; \mathbf{J} 为电流密度; \mathbf{E} 为电场强度; \mathbf{B} 为磁感应强度; \mathbf{D} 为电位移矢量; ρ 为电荷密度。根据本构方程 $\mathbf{B} = \mu \mathbf{H}$ 以及磁感应强度与磁矢势之间的关系 $\mathbf{B} = \nabla \times \mathbf{A}$, 可以得到:

$$\mathbf{H} = \mu^{-1} \nabla \times \mathbf{A} \quad (2)$$

其中, μ 表示相对磁导率。将式(2)带入到式(1)的首个等式中,等式变换为

$$\mu^{-1} \nabla^2 \mathbf{A} = \mathbf{J} \quad (3)$$

式(3)中电流密度 \mathbf{J} 由三个电流密度贡献项组成:

$$\mathbf{J} = \mathbf{J}_c + \mathbf{J}_d + \mathbf{J}_e \quad (4)$$

其中, \mathbf{J}_c 为传导电流密度; \mathbf{J}_d 为位移电流密度; \mathbf{J}_e 为励磁线圈中的电流密度。 \mathbf{J}_c 与 \mathbf{J}_d 的定义为:

$$\begin{cases} \mathbf{J}_c = \sigma \mathbf{E} \\ \mathbf{J}_d = \frac{\partial \mathbf{D}}{\partial t} \end{cases} \quad (5)$$

σ 表示电导率,将本构方程 $\mathbf{D} = \epsilon \mathbf{E}$ 以及 $\mathbf{E} = -\nabla \mathbf{A} / \partial t$ 分别带入到式(5)中,可以得到:

$$\begin{cases} \mathbf{J}_c = -\sigma \frac{\partial \mathbf{A}}{\partial t} \\ \mathbf{J}_d = -\epsilon \frac{\partial^2 \mathbf{A}}{\partial t^2} \end{cases} \quad (6)$$

其中, ϵ 表示介电常数。由于以低频交流电作为励磁源,输入是一个低频谐波信号,为便于求解,在频域中求解,则式(6)变换为:

$$\begin{cases} \mathbf{J}_c = -j\omega\sigma \mathbf{A} \\ \mathbf{J}_d = \omega^2 \epsilon \mathbf{A} \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中, j 表示虚部。将式(4)和(7)带入到式(3)中,得到关于 \mathbf{A} 求解方程:

$$\mu^{-1} \nabla^2 \mathbf{A} + (j\omega\sigma - \omega^2 \epsilon) \mathbf{A} = \mathbf{J}_e \quad (8)$$

由此求解出空间中某点的磁矢势 \mathbf{A} , 根据 $\mathbf{B} = \nabla \times \mathbf{A}$ 求出该点的漏磁强度轴向分量 B_x 。然而,磁矢量 \mathbf{A} 的解析解难以直接计算,通常需要近似求解。

近似计算空间中磁场强度方法包括有限元法和有限差分法等^[13]。一些仿真软件,如 COMSOL 和 ANSYS 常被用于模拟计算空间中的磁感应强度。由于 COMSOL 较强的扩展性,本文在 COMSOL 5.5 有限元分析软件中建立了铁磁管道的低频电磁二维有限元缺陷检测模型,研究缺陷与 B_x 间关系。

1.2 建模与分析

近些年,基于低频电磁检测原理,许多管内缺陷传感器检测模型被提出,大致可以分为管内检测^[14]和管外检测^[15]型。相比于管内检测,管外检测型传感器有着操作简单、方

便观察和易于实现的优点。

基于以上优点,设计了一种非接触式管外检测模型,如图2所示。内壁带有缺陷的管道长度 $L=300$ mm、原始壁厚 $T=10$ mm、外径 $OD=67.5$ mm。假设缺陷处于测量区域中间管内壁上,缺陷宽度 $W=60$ mm,缺陷轮廓 β 。该检测模型由两组线圈产生低频磁场,线圈组对称放置在距缺陷中心 $D=100$ mm两侧。检测区域距管道外壁上方 2 mm(H)处,沿着 x 轴正方向测量 B_x 。

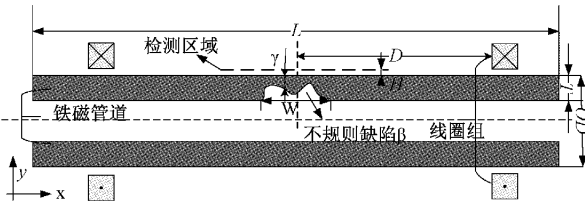


图2 仿真模型二维几何剖面图

模型仿真在 COMSOL Multiphysics 5.5 AC/DC 模块磁场接口中进行,由频域求解器求解,求解方程已经在式(8)中给出。线圈组电流和频率大小分别设置为 20 A和 1 Hz。管道电导率为 8.41 MS/m,相对磁导率来自于B-H曲线,如图3所示。模型被划分为 $37\ 706$ 个三角单元网格,边界条件设置为 $n \times \mathbf{A} = 0$ 。

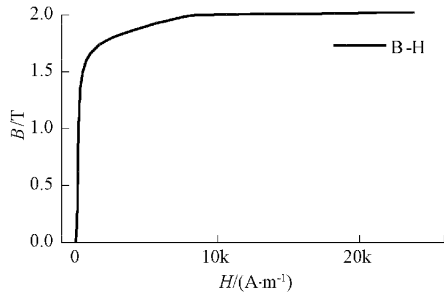


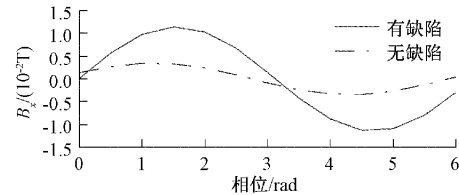
图3 铁磁管道B-H曲线

磁场是由低频电流产生的,因此磁场具有频率特性。在缺陷上方检测区域随机选取一点设置为域点探针,用来检测该点处 B_x 和线圈电流 $Coil_1$,结果如图4所示。可以发现,周期内 B_x 和 $Coil_1$ 的变化趋势一致。对比管内壁有、无缺陷时,域点探针值 B_x ,如图4(a)所示,有缺陷时 B_x 的幅值更大,据此来判定缺陷是否存在。

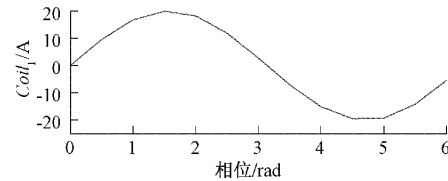
2 检测信号预处理

2.1 对 B_x 周期性变化的处理

为便于观察 B_x 的测量结果,以图4中有缺陷时 B_x 和 $Coil_1$ 为例,通过对 B_x 、 $Coil_1$ 采样,计算两者间的比值 $B_x/Coil_1$,得到 $B_x/Coil_1$ 在一个周期内的变化曲线,如图5所示。可以发现, $B_x/Coil_1$ 的值在周期内的值保持在 5.7×10^{-4} (T/A)~ 5.9×10^{-4} (T/A)间,波动范围在 $0 \sim 0.2 \times 10^{-4}$ (T/A)。在灵敏度 1.8 mV/G的线性霍尔传感器中,相对于其输出电压(5 V),这个范围波动引起的输出



(a) 周期 B_x 的变化曲线



(b) 周期 $Coil_1$ 的变化曲线

图4 周期变化曲线

电压变化($0 \sim 7.2$ mV)可以忽略不计,因此认为 $B_x/Coil_1$ 在周期内保持稳定。

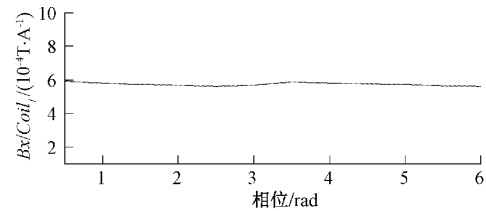
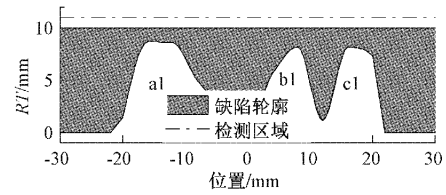
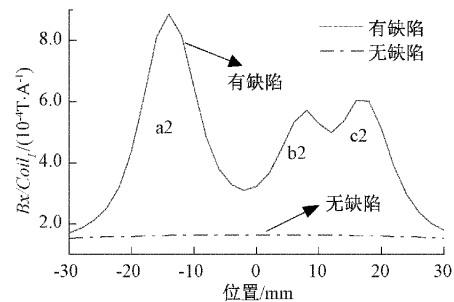


图5 周期内 $B_x/Coil_1$ 变化曲线

图6(a)为一组缺陷轮廓示意图,图6(b)为有、无缺陷条件下检测区域 $x \in (-30, 30)$ mm $B_x/Coil_1$ 的值。可以发现,有缺陷时 $B_x/Coil_1$ 的值明显大于无缺陷时的值。缺陷区域(a1、b1、c1)对应于检测信号峰值处(a2、b2、c2),直观表明了缺陷轮廓与 $B_x/Coil_1$ 存在对关系。



(a) 缺陷轮廓



(b) 对应 $B_x/Coil_1$ 信号

图6 缺陷轮廓和检测区域 $B_x/Coil_1$ 信号

2.2 对管道参数干扰的处理

引起 $B_x/Coil_1$ 发生变化的原因除了缺陷轮廓外,管道

参数变化也会对 $B_x/Coil_1$ 产生影响,部分基于低频电磁检测的研究并未考虑这一点^[16-18]。为减少管道参数对 $B_x/Coil_1$ 的影响,对信号进行预处理,预处理方法如下:

$$B_{Norm} = \frac{B_x/Coil_1}{B_{WithoutDefect}/Coil_1} \quad (9)$$

式中: B_{Norm} 表示预处理后信号;针对同一个研究对象, $B_x/Coil_1$ 表示存在缺陷时得到的检测信号, $B_{WithoutDefect}/Coil_1$ 表示无缺陷时得到的检测信号。以管道长度为例,预处理前后,管道长度每增加 100 mm 对 $B_x/Coil_1$ 的影响如图 7 所示。

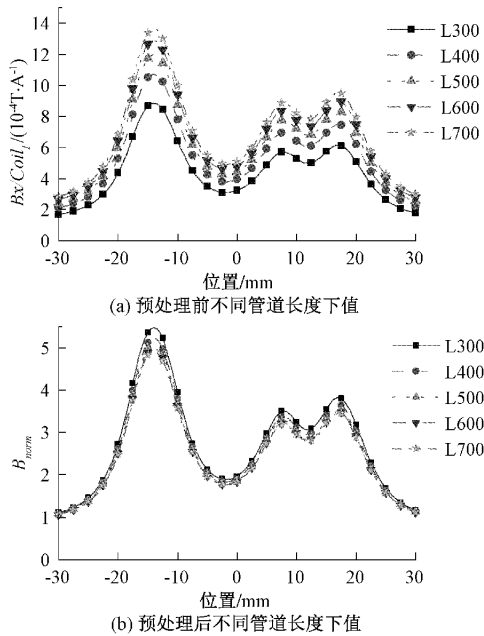


图 7 预处理前(a)、后(b),管道长度改变对 $B_x/Coil_1$ 的影响

为便于观察预处理前后管道参数对 $B_x/Coil_1$ 的影响,将预处理前后 $B_x/Coil_1$ 转换到同一数量级上,定义平均轮廓标准差(mean profile standard deviation, MPSD),用来衡量同一缺陷轮廓,管道长度 L 、管径 OD 和原始壁厚 T 在一定范围内变化下, $B_x/Coil_1$ 曲线间的差异程度:

$$MPSD = \frac{1}{N} \sum_i \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \left[\frac{B_{ij} - \bar{B}_j}{\bar{B}_j} \right]^2} \quad (10)$$

式中: N 为被测管道规格数量,例如 $L = 300 : 100 : 700$ 表示 L 从 300 mm 每增加 100 mm 直到 $L = 700$ mm 共 5 个规格,对应 5 条 $B_x/Coil_1$ 曲线,则 N 为 5; m 表示 $B_x/Coil_1$ 维度, B_{ij} 表示第 i 个 $B_x/Coil_1$ 曲线中第 j 维数值; \bar{B}_j 表示 N 个 $B_x/Coil_1$ 曲线在第 j 维上的均值。图 8 对比了几组不同管道参数 L 、 OD 、 T 下检测信号标准化前后 $B_x/Coil_1$ 的 MPSD 值。在 L 和 OD 参数下,标准化后的 MPSD 下降了近两个数量级, T 中下降了近一个数量级。结果证明,通过预处理能够有效减少管道参数对检测信号 $B_x/Coil_1$ 的干扰。

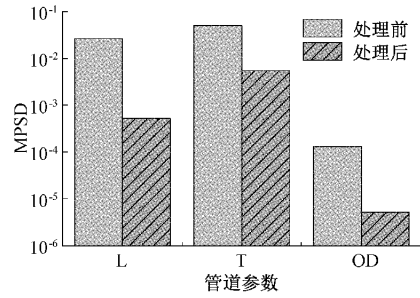


图 8 标准化前后的 MPSD 值对比图

注:取值: $L = [300 : 100 : 700]$ 、 $OD = [67.5 : 5 : 87.5]$ 、 $T = [6 : 2 : 14]$

3 缺陷重构与验证

3.1 缺陷重构原理与评价指标

考虑到三维检测模型仿真时间较长,实际漏磁信号检测都是沿着轴向方向,所以缺陷重构一般是在二维平面上进行^[19]。如图 9 所示,本文中以二维缺陷重构为目标,以 x 轴方向上的不规则缺陷为例,重构过程如下:用向量 γ 表示所有测量点剩余壁厚,

$$\gamma = [\gamma_1, \gamma_1, \gamma_1, \dots, \gamma_m] \quad (11)$$

式中: γ_m 表示沿着 x 轴正方向第 m 个测量点处的剩余壁厚。由此,检测区域的缺陷轮廓可以表示为

$$\beta = T - \gamma \quad (12)$$

式中: $\beta = [\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_m]$, β_m 表示沿着 x 轴正方向第 m 个测量点处的缺陷轮廓点到内壁的距离, T 是一个 m 维的常数向量,其每一个元素 T_m 均为管道的原始壁厚。测量点个数 m 由测量间隔确定,间隔的选取与缺陷重构精确度要求有关,缺陷轮廓越复杂、检测精度要求越高,间隔越小。本文对 60 mm 长度检测区域内的缺陷进行重构,检测间隔为 2 mm, m 的值为 31。将缺陷轮廓 β 利用 Hermite 插值函数进行插值,从而重构出连续的缺陷轮廓 β_{rc} 。

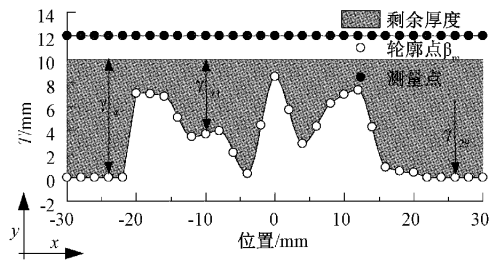


图 9 管道剖面轮廓

然后,通过仿真检测模型得到有限个 $B_{Norm} \in R^m$ 与 γ 学习样本,利用高斯过程回归算法训练得到两者间的回归模型。在给定的 B_{Norm} 信号下,根据回归模型就可以得到检测区域中剩余壁厚,从而重构出缺陷轮廓。

为衡量缺陷轮廓重构结果,有必要定义一些缺陷重构评价指标,如图 10 所示。在实际工程应用中最关心的是缺

陷最深处,即管道内壁最薄处的剩余厚度,它直接影响着是否需要管道进行维护。此外,过深和过浅的轮廓估计误差也是需要考虑的。因此,本文定义四个评价指标,深度峰值误差(depth peak error, DPE)、平均正误差(mean positive error, MPE)、平均负误差(mean negative error, MNE)和均方根误差(root mean square error, RMSE),如式(13)。 $\bar{\beta}, \beta_{rc}$ 分别表示缺陷轮廓的实际值和估计值, L_+ 表示对应 MPE 区域在 x 轴方向的长度。 L_- 表示对应 MNE 区域在 x 轴方向的长度。

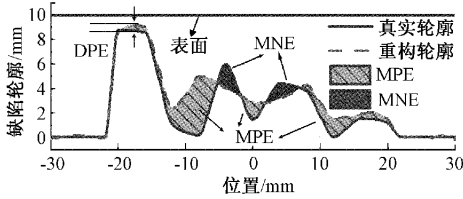


图 10 估计结果评价指标示意图

注:最深处误差 DPE;平均正误差 MPE,表示重构轮廓比实际轮廓更深,更靠近管外壁;平均负误差 MNE,表示重构轮廓比实际轮廓更浅,离近管外壁更远

$$\begin{cases} DPE = \frac{1}{D} |\max(\beta_{rc} - \bar{\beta})| \\ MPE = \frac{1}{DL_+} \int_{L_+} [\beta_{rc} - \bar{\beta}] dx \\ MNE = \frac{1}{DL_-} \int_{L_-} [\bar{\beta} - \beta_{rc}] dx \\ RMSE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{m=1}^{31} (\bar{\beta}_m - \beta_m)^2} \end{cases} \quad (13)$$

3.2 剩余壁厚计算

高斯过程回归是一种非参数回归模型^[20],利用该方法不仅能够估计出缺陷处剩余壁厚,还能提供估计结果的置信区间。将 B_{Norm} 作为输入 \mathbf{X} 和 γ 作为输出 \mathbf{Y} ,假设它们间的函数关系如下:

$$\mathbf{Y} = f(\mathbf{X}) + \varepsilon \quad (14)$$

设置 ε 为高斯白噪声,且 $\varepsilon \sim N(0, \delta_n^2)$, δ_n^2 为噪声方差, $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T, \mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$ 。高斯过程给出

了函数 f 在样本 $\{\mathbf{X}, \mathbf{Y}\}$ 上的分布,其性质完全由均值函数和协方差函数确定,即:

$$f \sim GP[m(\mathbf{x}), K(\mathbf{x}, \mathbf{x}')] \quad (15)$$

式中: $m(\mathbf{x}), K(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 分别为均值函数和协方差函数。给定函数 f 的先验分布,设置均值函数为 0,对比平方指数和 Matern 核函数等回归结果,选择结果较好的 Matern3/2 作为核函数:

$$\begin{cases} m(\mathbf{x}) = 0 \\ K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \sigma_f (1 + \sqrt{3} \frac{d(\mathbf{x}, \mathbf{x}')}{\sigma_l}) \times \exp(\sqrt{3} \frac{d(\mathbf{x}, \mathbf{x}')}{\sigma_l}) \end{cases} \quad (16)$$

式中: $\sigma_{f,l}$ 为核函数的超参数, $d(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 表示输入变量间的欧式距离。

在给定训练样本的条件下,通过极大似然求取超参数,等价于求解负对数似然函数的最小值时超参数的取值。

$$\ln(y | \mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{2} y^T (K(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \delta_n^2 \mathbf{I})^{-1} y +$$

$$\frac{1}{2} \ln |K(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \delta_n^2 \mathbf{I}| + \frac{n}{2} \ln 2\pi \quad (17)$$

式中: $\boldsymbol{\theta}$ 为超参数的集合。根据式(17)求出的超参数,在给定新的输入 \bar{x} 的情况下,通过贝叶斯推理可以估计出对应输出的均值和方差。

$$\bar{y} = K(\bar{x}, \mathbf{x}) (K(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \delta_n^2 \mathbf{I})^{-1} y$$

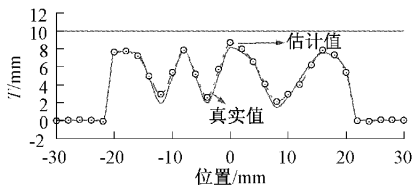
$$cov(y) = K(\bar{x}, \bar{x}) - K(\bar{x}, \mathbf{x}) (K(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \delta_n^2 \mathbf{I})^{-1} K(\mathbf{x}, \bar{x}) \quad (18)$$

式中: \bar{x} 为新的 B_{Norm} , \bar{y} 为对应剩余厚度估计值。

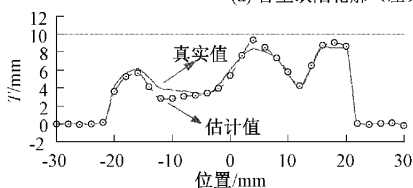
3.3 缺陷重构结果

针对内壁带有缺陷的铁磁性管道,在距离管壁上方 2 mm、沿着 x 轴方向等间隔 2 mm 测量得到 B_{norm} 。通过随机生成不规则缺陷,一共获取 150 组仿真数据用来高斯回归分析,其中 120 组数据用于训练,剩余 30 组用于验证。

图 11 为 3 组不同缺陷轮廓重构和剩余壁厚估计结果。针对不同的缺陷轮廓,成功估计出铁磁管道内壁缺陷轮廓与剩余壁厚。在剩余壁厚最小值,即管道内壁最薄处,预估结果都比实际结果略小,这使得可以提前了解管壁损伤最严



(a) 管壁缺陷轮廓(左)、剩余壁厚(右)估计结果示例1



(b) 管壁缺陷轮廓(左)、剩余壁厚(右)估计结果示例2

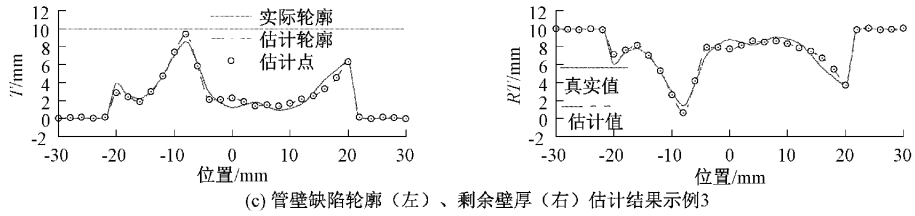


图 11 ($OD=67.5, T=10, L=300$ mm 管道)三组(a,b,c)缺陷轮廓(左),以及对应的剩余壁厚(右)估计结果

重区域,为后续生产安全提供保障。图 12 展示了对 $B_x/Coil_1$ 预处理前后, L, OD 和 T 变化对重构评价指标的影响。预处理后,有效减少了管道参数对重构结果的影

响。图 13 表明,针对同一缺陷轮廓下,不同管径、长度以及原始壁厚的管道,该方法仍然有效估计出管壁缺陷轮廓与剩余壁厚。

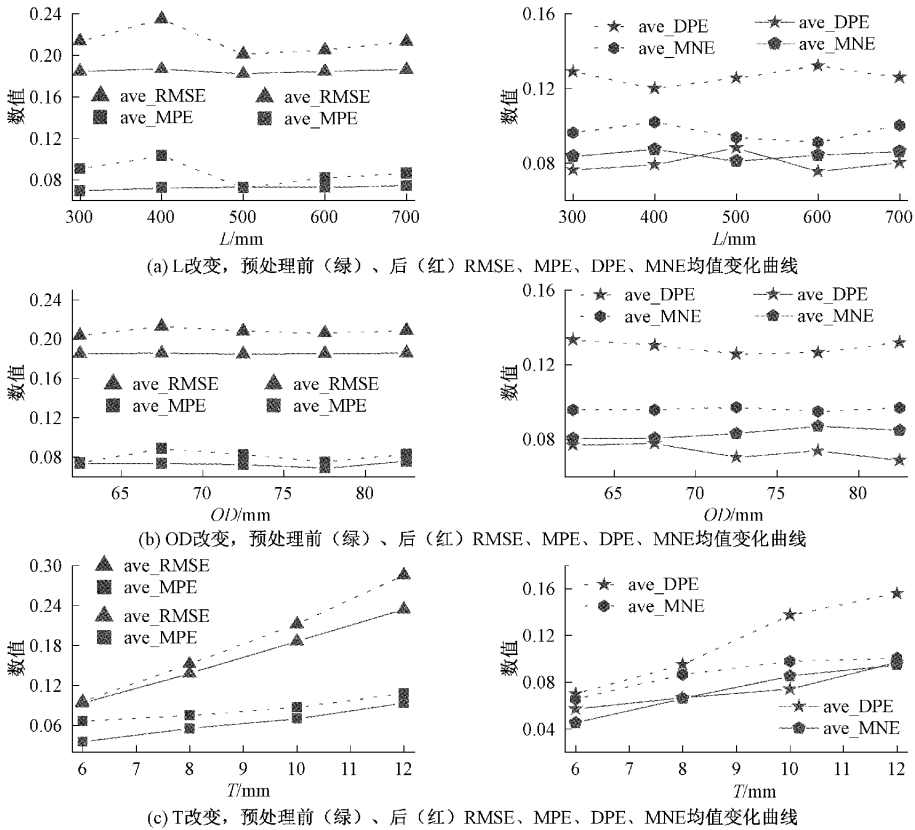
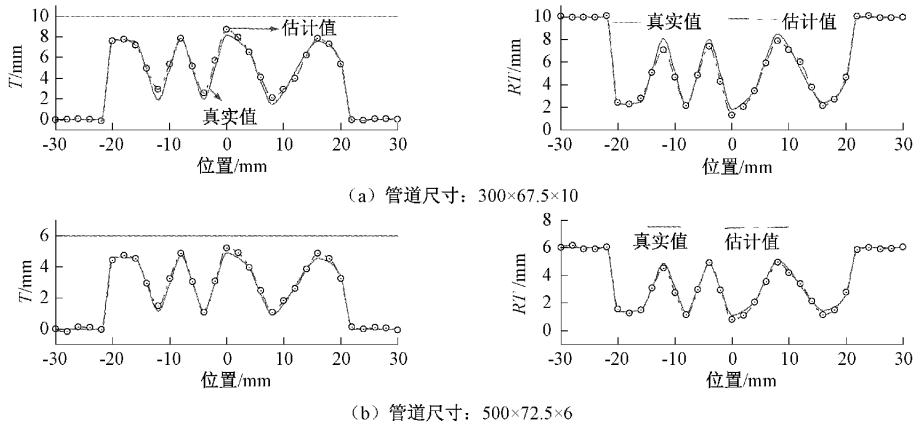
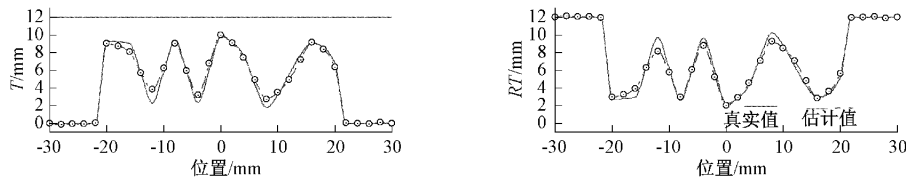


图 12 管道参数(L\OD\T)变化对重构评价指标的影响





(c) 管道尺寸: 700×87.5×12

图 13 不同尺寸管道(单位:mm),相同缺陷下,缺陷轮廓重构和剩余壁厚估计结果

4 结 论

本文在考虑到管道参数对重构结果影响的条件下,提出了一种基于学习训练的缺陷重构方法。首先,基于低频电磁检测原理,以带有缺陷的铁磁管道作为研究对象,建立了有限元仿真检测模型,用于得到缺陷周围的漏磁强度信号 B_x 。通过对比缺陷轮廓和 $B_x/Coil_1$ 曲线图,实现了缺陷的定位。随后,通过对 $B_x/Coil_1$ 预处理有效减少了管道长度、管径和原始壁厚对 $B_x/Coil_1$ 的影响。最后,利用高斯过程回归算法重构出复杂程度更高缺陷轮廓。在仿真设计验证中,针对长度、管径、原始壁厚各异的铁磁管道,仍有效重构出缺陷轮廓。对比预处理前、后的重构结果,预处理后, RMSE、DPE、MPE 和 MNE 均值更小、波动更为平缓,数值上分别下降了近 10%、32.4%、14.7%、13.6%,如图 12 所示。上述仿真重构结果表明,对 $B_x/Coil_1$ 预处理有助于提高对复杂缺陷轮廓的重构精度,降低 L、OD、T 引起的重构评价指标波动。

随着管道原始壁厚的增加,预处理前后重构误差均有些许增长,这是因为深埋深度越深, B_x 信号越弱,检测起来更加困难。这个问题可以通过优化传感器设计参数得到解决,这将作为后续的研究方向。本文仅从仿真方面验证了检测方法的合理性,现场工作时重构误差可能会更大。一方面,仿真实验考虑到的噪声干扰为高斯白噪声,这与实际检测时的噪声有一定的偏差。另一方面,由于仿真模型的理想性、信号测量和处理过程中的误差积累等,仿真信号与实际信号不可避免的存在偏差。针对随机、非周期的噪声干扰,小波变换是一种很好的处理方式。针对仿真信号与实际信号间的偏差,信号补偿方法能够有效处理这一问题,例如引入加权向量、非线性映射等方法来补偿信号间的偏差,后续研究旨在将该检测方法应用在实际检测中。

参考文献

- [1] 王学彬,王黎明,吴博,等. 管道三维漏磁检测仿真分析及研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(8): 29-33.
- [2] WU D H, LIU Z T, WANG X H, et al. Composite magnetic flux leakage detection method for pipelines using alternating magnetic field excitation[J]. NDT & E International, 2017(91): 148-155.
- [3] 李芳明. 油气管道漏磁检测的缺陷诊断及轮廓重构方法研究[D]. 沈阳:东北大学, 2017.
- [4] PRIEWALD R H, MAGELE C, LEDGER P D, et al. Fast magnetic flux leakage signal inversion for the reconstruction of arbitrary defect profiles in steel using finite elements [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2013, 49(1): 506-516.
- [5] LU S X, FENG J, LI F M, et al. Precise inversion for the reconstruction of arbitrary defect profiles considering velocity effect in magnetic flux leakage testing[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2017, 53(4): 1-12.
- [6] SONG H C, YUSA N, HASHIZUME H. Low frequency electromagnetic testing for evaluating wall thinning in carbon steel pipe [J]. MATERIALS TRANSACTIONS, 2018, 59(8): 1348-1353.
- [7] SONG H C, YUSA N. Inverse analysis of low frequency electromagnetic signals for sizing local wall thinning using a multivariate probabilistic model[J]. NDT and E International, 2021, 119: 102417.
- [8] WIJERATHNA B, CALLEJA V T, KODAGODA S, et al. Multiple defect interpretation based on Gaussian processes for MFL technology [C]. Nondestructive Characterization for Composite Materials, Aerospace Engineering, Civil Infrastructure, and Homeland Security 2013.
- [9] ZHANG X Z, LI G H, YANG J F, et al. Study on low frequency electromagnetic detection for the relationship between signal and defects with different shapes[C]. 远东无损检测新技术论坛论文集, 2018: 202-207.
- [10] 杨理践,梁成壮,高松巍,等. 管道漏磁内检测的管壁缺陷漏磁场解析模型[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(7): 106-114.
- [11] LOU W M, SHEN C Y, ZHU Z H, et al. Internal defect detection in ferromagnetic material equipment based on low frequency electromagnetic technique in 20# steel plate[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(16): 6540-6546.
- [12] 余亚东,宋凯,李光海,等. 多通道低频电磁传感器的仿真及优化[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10):

- 19-27.
- [13] 薛国强, 常江浩, 雷康信, 等. 瞬变电磁法三维模拟计算研究进展[J]. 地球科学与环境学报, 2021, 43(3): 559-567.
- [14] LIU B, ZHANG H, HE L Y, et al. Quantitative study on the triaxial characteristics of weak magnetic stress internal detection signals of pipelines based on the theory of magnetoelectric coupling [J]. Measurement, 2021(177):109302.
- [15] 张智超, 沈常宇, 朱周洪, 等. 漏磁结合涡流的非铁磁性金属材料探伤研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4): 150-159.
- [16] TSUKADA K, HAGA Y, MORITA K, et al. Detection of inner cracks in thick steel plates using unsaturated AC magnetic flux leakage testing with a magnetic resistance gradiometer [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2017, 53(11): 1-5.
- [17] GOTOH Y, TOHARA M, NAKAMURA R. Electromagnetic inspection for detecting defect of underground part of road sign pillar [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2018, 54(11): 1-4.
- [18] LI J, ZHONG S, YANG X X, et al. Finite element modelling and experimental investigation of low frequency electromagnetic technique in pipeline defect detection[C]. ACAI, 2012:1057-1060.
- [19] LI F, FENG J, ZHANG H, et al. Quick reconstruction of arbitrary pipeline defect profiles from MFL measurements employing modified harmony search algorithm [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67(9): 2200-2213.
- [20] 任静, 贾佳. 基于 GPR-EN 时空混合模型的空气污染物浓度预测[J]. 电子测量技术, 2021, 44(8): 54-58.

作者简介

何永琪, 硕士研究生, 主要研究方向为电磁无损检测。

E-mail: yongqi_he@163.com

苑朝, 博士, 主要研究方向为智能机器人电力系统检测、智能传感器。

E-mail: chaoyuan@ncepu.edu.cn

王旭光, 副教授, 主要研究方向为图像内容理解和系统参数辨识。

E-mail: wangxg@ncepu.edu.cn