DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108288

基于改进信赖域算法的三维不规则缺陷重构*

王 坤,韩文花,王海航
(上海电力大学自动化工程学院 上海 200090)

摘 要:漏磁检测广泛应用于铁磁性材料设备的在线检测当中,是一种有效的缺陷检测方法。如何利用缺陷漏磁信号进行三维不规则缺陷轮廓重构是漏磁检测中的关键问题。然而,三维不规则缺陷漏磁检测的有限元模型计算量大,因此难以快速获得精确的漏磁信号,并且由于缺陷重构的不适定性,研究中不容易获得不规则缺陷的精确轮廓。本文提出了一种用于计算三维不规则缺陷漏磁信号的单元磁偶极带叠加模型,并验证了使用该正演模型进行漏磁计算的有效性,针对三维缺陷轮廓重构的高维优化问题,提出了一种带边界约束的基于信赖域的投影 Levenberg-Marquart 算法,实现了三维不规则缺陷轮廓的重构。实验结果表明:该三维不规则缺陷重构方法不仅不需要大量的漏磁检测数据,并且相对于群智能算法,重构误差降低了 90.1%,最大深度误差降低了 53.9%,耗费时间减少了 96.1%,实现了高精度的缺陷重构。

关键词: 漏磁检测;三维缺陷重构;磁偶极带叠加模型;信赖域算法
中图分类号: TM153.1 TH878 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 430.25

Reconstruction of three-dimensional irregular defects based on improved trust region algorithm

Wang Kun, Han Wenhua, Wang Haihang
(*College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China*)

Abstract: The magnetic flux leakage testing (MFL) is an effective defect detection method which is widely used in the on-line detection of ferromagnetic materials. How to use the magnetic flux leakage signal to reconstruct the three-dimensional irregular defect profile is a key problem in magnetic flux leakage detection. However, the finite element model of three-dimensional magnetic flux leakage detection of irregular defects requires a large amount of calculation. Therefore, it is difficult to obtain accurate magnetic flux leakage signals quickly. Moreover, due to the inadequacy of defect reconstruction, it is difficult to achieve accurate profiles of irregular defects in the study. In this paper, a unit magnetic dipole band superposition model is proposed for computing magnetic flux leakage signals of three-dimensional irregular defects. The effectiveness of the forward model for magnetic flux leakage calculation is verified. For the high-dimensional optimization problem of three-dimensional defect profile reconstruction, a trust region-based projection Levenberg-Marquart algorithm with boundary constraints is proposed. The contour reconstruction of three-dimensional irregular defects is realized. Experimental results show that this method does not need a lot of MFL detection data. Compared with the swarm intelligence algorithm, the reconstruction error is reduced by 90.1%, the maximum depth error is reduced by 53.9%, and the time consumption is reduced by 96.1%, thus realizing the high-precision defect reconstruction.

Keywords: magnetic flux leakage detection; 3D defect reconstruction; magnetic dipole band superposition model; trust region algorithm

0 引 言

漏磁检测技术是一种针对铁磁性材料金属损伤缺陷的无损检测技术,在电力设备、高铁运输和石油化工等领域得到了广泛的应用,展现出了独特的优势和广阔的发展前景[1-2]。一般地,为了维持电力设备的正常运行,需要定期地对电力设备进行无损检测以评估其健康状况。

收稿日期:2021-07-23 Received Date: 2021-07-23
*基金项目:国家自然科学基金(51906133)项目资助

漏磁检测的最终目标是根据传感器阵列采集得到的漏磁信号,进行数据处理后由漏磁检测信号反演得到设备缺陷的形状、尺寸和深度等参数信息[3]。随着漏磁检测技术的发展,漏磁检测不仅能对缺陷尺寸参数进行定量辨识,还能将铁磁性材料试件上的缺陷分布、形状和轮廓以直观的图形形式表现出来,以实现可视化的研究,并且不断涌现的优化算法也为缺陷重构这类不适定性问题提供了解决思路。基于漏磁检测的三维缺陷重构问题主要包括两方面,首先是建立有效的漏磁正演模型,其次是三维缺陷轮廓反演问题。

正演模型用于三维缺陷漏磁场分析,精确计算特定缺陷轮廓对应的漏磁信号,常用的正演模型主要包括有限元模型、解析模型和启发式模型[4]。1)使用有限元软件构建漏磁检测模型,如永磁体模型[5]、线圈激励模型[6]、螺线管模型[7]和 Jiles-Atherton 模型[8]等。有限元模型能提供精确的计算结果,但是计算量较大。2)解析模型的优点在于模型简单、计算时间短,其缺点在于计算结果精度可能较差[9]。空间映射利用有限元模型的精确性和解析模型的快速性,建立了二者的映射关系以得到精确的漏磁信号[10]。3)启发式模型一般采用神经网络模型,利用机器学习[11]或者深度学习[12]进行漏磁信号的特征值处理,从而建立映射模型,但这种方法依赖于大量的训练数据,并且一般只适用于规则形状的缺陷。随着进一步的漏磁检测研究的发展,一些学者使用元素组合[13]、去耦算法[14]或者强化学习[15]的方法均可以有效进行缺陷轮廓及信号的有效建模,从而有利于不规则缺陷轮廓重构问题的解决。

三维缺陷反演算法可以归纳为 3 类,神经网络法、迭代法和图像处理法。1)使用神经网络对仿真数据和实际采集数据建立缺陷信号特征量和轮廓的函数关系,实现对于缺陷轮廓边缘和深度的估计[16]。这种方法在训练集内具有很高的精确度,但是对训练数据以外的样本预测能力弱。2)使用迭代法对正演模型进行不断的迭代优化,使得估计信号充分接近于预测信号,以得到对应的三维缺陷轮廓。传统迭代法是利用误差的梯度信息,使用共轭梯度法[17]或者高斯牛顿法[18]等减小缺陷重构的误差。随着启发式算法的发展,也可使用改进的和声搜索算法[19]、遗传禁忌搜索算法[20]等完成对三维缺陷轮廓的更新,同时利用梯度下降法和模拟退火算法进行结合也可以更快得到更精确的缺陷轮廓[8]。3)在近年的漏磁检测研究中,融入了图像处理的思想,利用漏磁信号径向分量进行较高精度的缺陷识别,并不断改进缺陷开口轮廓的边缘检测算法,对三维缺陷轮廓进行有效的高精度成像[21-23]。但这种方法在成像时并不一定总能获得完整的缺陷开口轮廓。

在漏磁缺陷重构的正演和反演研究中,存在数据量大、重构精度不高和计算量大等问题。在需要大量实验数据时,使得算法对样本的依赖过大,适用范围较小。并且由于实际缺陷通常是由形态复杂的腐蚀等造成,现有反演算法对不规则的缺陷难以进行有效的重构。

本文旨在对提高三维不规则缺陷重构的速度和精度进行研究。1)针对漏磁检测的正演部分,提出了一种单元磁偶极带叠加模型,该模型不仅明显降低了计算量,还能够快速计算三维不规则缺陷的漏磁信号。2)针对反演部分,提出一种快速的三维不规则缺陷重构算法,相较于现有算法,该算法对边界约束进行了有效处理,在进行缺陷重构时,收敛速度快,精度较高。为验证本文所提算法的性能,分别使用仿真和实验数据进行了三维不规则缺陷重构。

1 漏磁检测正演模型

1.1 单元磁偶极带叠加模型

漏磁检测的解析模型是使用磁偶极带模型对缺陷漏磁场进行计算,相比于有限元模型,磁偶极带模型的计算成本较低,但是磁偶极带模型一般假设铁磁材料壁表面的磁荷密度为一常数,这使得该模型仅适用于规则形状的缺陷。对于矩形槽裂纹的磁偶极带模型,设空气磁导率为 μ_0,则在空间任意一点 $P(x, y, z)$ 所产生的磁通密度 B_z 为:

$$B_z = \left(\int_{-w}^{w}\int_{-d}^{0}\frac{z-u}{[(x+l)^2+(y-v)^2+(z-u)^2]^{3/2}}\mathrm{d}u\mathrm{d}v - \int_{-w}^{w}\int_{-d}^{0}\frac{z-u}{[(x-l)^2+(y-v)^2+(z-u)^2]^{3/2}}\mathrm{d}u\mathrm{d}v\right)\times\frac{\mu_0\delta_0}{4\pi} \quad (1)$$

式中:l、w 和 d 分别为矩形槽裂纹的长、宽和深度尺寸;δ_0 为面磁荷密度。

如图 1 所示,为实现三维不规则缺陷的重构,提出了单元磁偶极带叠加模型。该模型利用深度矩阵将待求解的目标区域(region of interest, ROI)进行定义,再剖分成 N 个矩形槽单元磁偶极带,将 N 个单元磁偶极带在采样点处的信号进行叠加以得到 ROI 的漏磁检测信号。但考虑到铁磁性材料的非线性特性,需求解得到每个单元磁偶极带的磁荷分布,才能求得精确的不规则缺陷漏磁信号。

如图 2 所示,永磁体沿轴向方向以磁化强度 M_x 对铁磁性试件进行磁化,ROI 的深度矩阵为 $\boldsymbol{d}$,漏磁信号采样平面提离值为 h,利用叠加模型,则采样平面上任意点 c_i 处的磁通密度 $B_z(c_i)$ 为:

$$B_z(c_i) = \sum_{j=1}^{N} K\delta_j = \sum_{j=1}^{N}\frac{\mu_0 V_j}{4\pi}\frac{|z_i - z_j|}{|c_i - s_j|^3}\delta_j \quad (2)$$

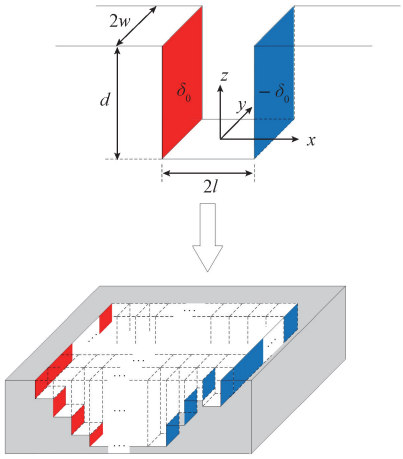


图 1　单元磁偶极带叠加模型

Fig. 1　Unit magnetic dipole band superposition model

其中，N 为单元磁偶极带的总数目；δ_j 为单元磁偶极带 s_j 的磁荷密度；V_j 为第 j 个单元磁偶极带的体积；z_i 和 z_j 分别为 c_i 和 s_j 的径向坐标，$|c_i - s_j|$ 为 s_j 到 c_i 处的距离。

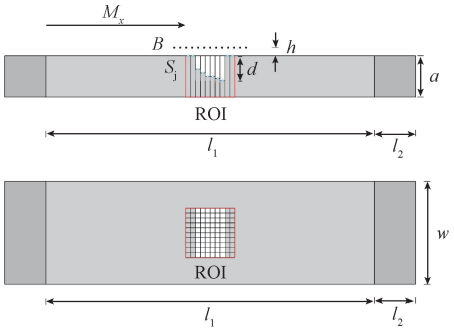


图 2　漏磁检测模型及漏磁信号

Fig. 2　MFL detection model and MFL signal

1.2　磁荷分布

利用有限元模型得到不规则三维缺陷漏磁信号，将其作为真实信号，即可利用式(2)计算磁荷分布，但一般磁偶极带数 N 并不等于采样信号总数目，因此不能直接求解式(2)。本文利用布谷鸟搜索算法对单元磁偶极带叠加模型的磁荷分布矩阵 $\boldsymbol{\delta}_s$ 进行优化求解，其具体步骤如下：

1)初始化材料的磁荷密度；

2)利用单元磁偶极带叠加模型计算 $\boldsymbol{B}$，并计算适应度函数值；

3)若达到最大迭代次数，则停止迭代并输出估计磁荷分布 $\boldsymbol{\delta}_s$，终止迭代算法；否则转向步骤 4)；

4)使用布谷鸟搜索算法对估计磁荷密度 $\boldsymbol{\delta}_s$ 进行更新，并返回步骤 2)；

布谷鸟搜索(cuckoo search，CS)算法是由剑桥大学的 Yang 等提出的一种自然启发式优化算法。CS 算法基于大自然中布谷鸟种群的繁衍习性，使用莱维飞行产生新巢穴。CS 算法中引入了 3 条理想化的原则：1)每只布谷鸟每代只下一个蛋，并随机选择可利用的巢；2)具有优质蛋的寄生巢将被带到下一代种群参与迭代；3)可用的寄主巢数量是固定的，且寄主均以概率 P_a 发现布谷鸟放的蛋，若被发现寄主将扔出该蛋并另建新巢。基于以上原则，布谷鸟寻找宿主鸟巢的位置和路径更新公式如下：

$$\boldsymbol{X}_p^{(t+1)} = \boldsymbol{X}_p^{(t)} + \alpha \otimes L(s,\lambda) \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{X}_i^{(t)}$ 表示第 p 个鸟巢在 t 代的鸟巢位置；α 表示步长的控制量，值通常取 1；$L(s,\lambda)$ 为使用 Mantegna 方法获得的莱维飞行随机搜索路径。

$$L(s,\lambda) = \frac{u}{|v|^{1/\beta}} \tag{4}$$

其中，β 通常取 1.5；u 和 v 服从正态分布。

$$u \sim N(0,\sigma^2), v \sim N(0,1) \tag{5}$$

$$\sigma_u = \left(\frac{\Gamma(1+\beta)\sin(\pi\beta/2)}{\beta\Gamma((1+\beta)/2)2^{(\beta-1)/2}}\right)^{1/\beta} \tag{6}$$

当鸟巢位置更新后，将随机数 r 与 P_a 比较，若有 $r>P_a$，则更新鸟巢位置，否则鸟巢位置不变。

在运用 CS 算法求解磁荷分布时，为衡量估计信号 $\boldsymbol{E}$ 和真实信号 $\boldsymbol{P}$ 整体的相似程度，区别于传统的误差平方和 ε(sum-squared error，SSE)函数，选用估计信号与真实信号的 Pearson 相关系数 η(correlation coefficient，CC)作为适应度函数。

$$\eta = \frac{\mathrm{Cov}(\boldsymbol{E},\boldsymbol{P})}{\sqrt{D(\boldsymbol{E})}\sqrt{D(\boldsymbol{P})}} \tag{7}$$

为验证所提方法求解磁荷分布的合理性，对真实信号进行估计。如图 3 所示，为使用不同适应度函数时 CS 算法的收敛曲线。当适应度函数为 SSE 时，迭代误差在 3 000 次左右即达到收敛，而适应度函数使用 CC 时，CS 算法寻优能力则较强，并且求得的估计磁荷分布对应的漏磁估计信号也更接近于真实信号。如图 4 所示为利用

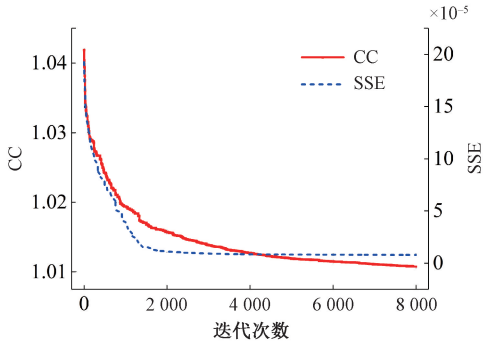


图 3　磁荷求解收敛曲线

Fig. 3　Convergence curve of magnetic charge solution

CS 算法求得的单元磁偶极带叠加模型的磁荷分布。如图 5 所示,为利用该磁荷分布求得的某一个三维缺陷的估计信号和真实信号的对比。

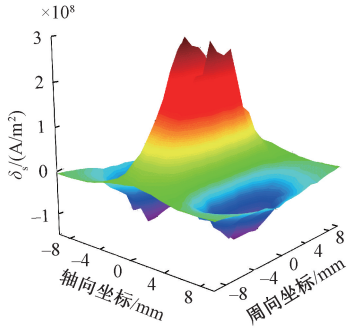


图 4 估计磁荷分布

Fig. 4 Estimated magnetic charge distribution

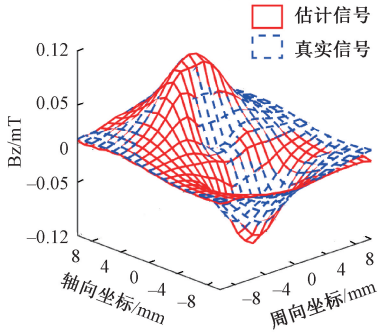


图 5 估计信号和真实信号的对比

Fig. 5 Comparison between the estimated signal and the actual signal

"估计信号与真实信号的相对误差如图 6 所示,图 6 可见采样平面边缘处漏磁信号的估计误差较大,误差最大处甚至接近 500%,分析可能是因为存在边缘效应,或者是由于在使用有限元软件获得预测信号时,缺陷边缘的网格划分产生误差。但在采样平面的中间区域估计误差较小,大部分在 20% 以内,因此选择图中信号区域(region of signal, ROS)的缺陷漏磁信号作为三维缺陷重构的采样区域。

2 三维缺陷重构反演方法

2.1 缺陷重构问题求解框架

缺陷重构问题的求解算法是将缺陷重构问题转化为优化问题,一般算法可能存在收敛缓慢等问题。本文提出了一种带边界约束的基于信赖域的投影 Levenberg-Marquart(LM)算法作为反演算法进行迭代重构,迭代反演中深度参数的取值范围为 $[0, a)$, a 为材料厚度。重

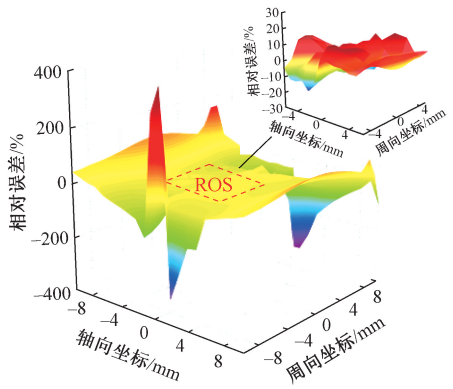


图 6 估计信号的误差

Fig. 6 Error in the estimated signal

构过程步骤如下:

1)使用 CS 算法获得该试件 ROI 的单元磁偶极带叠加模型的磁荷分布 $\boldsymbol{\delta}_s$,并赋初始深度矩阵 $\boldsymbol{x}_0$;

2)根据式(3),计算得到 ROS 的估计信号;

3)计算估计信号和真实信号的偏差向量的范数,作为适应度值;

4)若不满足终止条件式(8),则使用信赖域算法更新深度并返回步骤 2);否则终止迭代并输出深度矩阵 $\boldsymbol{x}$,并转向步骤 5);

$$\| \boldsymbol{B}(\boldsymbol{x}) - \boldsymbol{B}_{ref} \| < \varepsilon_0 \tag{8}$$

5)对输出的深度矩阵进行平滑处理,得到最终的三维缺陷轮廓。

2.2 基于信赖域的投影 LM 算法

由于三维缺陷轮廓重构问题通常是不适定的,因此 Gauss-Newton 算法不适用于解决此类问题,需采取 LM 正则化修正。信赖域算法的基本思想是将试探步长 $\boldsymbol{d}_k$ 限制在信赖域半径之内,即进行每次迭代时给出整数 Δ_k,并要求试探步长 $\boldsymbol{d}_k$ 满足 $\| \boldsymbol{d}_k \| \leqslant \Delta_k$。在信赖域中求解一个原目标函数的近似问题,得到解作为试探步长,称为子问题。一般地,最小二乘无约束优化问题的信赖域子问题可取为:

$$\min_{d \in R^n} \| \boldsymbol{F}_k + \boldsymbol{J}_k \boldsymbol{d} \|^2 = m_k(\boldsymbol{d}), \text{ s.t. } \| d \| \leqslant \Delta_k \tag{9}$$

其中,$\boldsymbol{J}_k = \boldsymbol{J}(\boldsymbol{x}_k)$, $\boldsymbol{F}_k = \boldsymbol{F}(\boldsymbol{x}_k)$,且 $\Delta_k > 0$ 是当前迭代信赖域半径。记 $\boldsymbol{d}_k$ 是上述子问题的解,则目标函数的真实下降量与估计下降量的比值为:

$$r_k = \frac{Ared_k}{Pred_k} = \frac{\| \boldsymbol{F}_k \|^2 - \| \boldsymbol{F}(\boldsymbol{x}_k + \boldsymbol{d}_k) \|^2}{m_k(\boldsymbol{0}) - m_k(\boldsymbol{d}_k)} \tag{10}$$

r_k 对 $\boldsymbol{x}_{k+1}$ 的选取以及 Δ_{k+1} 的产生起关键作用。r_k 越大表明目标函数下降越多,新的迭代点 $\boldsymbol{x}_k + \boldsymbol{d}_k$ 也就越好,故 $\boldsymbol{x}_{k+1}$ 更新为 $\boldsymbol{x}_k + \boldsymbol{d}_k$,并且 Δ_{k+1} 也可考虑扩大。否则 r_k 越小甚至 $r_k < 0$,此时 $\boldsymbol{x}_{k+1}$ 应仍为 $\boldsymbol{x}_k$,信赖域半径 Δ_{k+1} 也应适当缩小。

运用以上无约束信赖域方法进行三维缺陷重构时,还需考虑到实际问题中存在边界约束。其中,应对缺陷重构时深度参数需满足的边界约束条件即 $x \in [0,a)$ 进行处理。经计算,若仅采用传统的投影算子式(11)处理此类边界约束,会使重构结果产生更大的误差。

$$P_{\Omega}(x,0,a)_i = \begin{cases} 0, & \text{if } x_i < 0 \\ x_i, & \text{if } x_i \in [0,a] \\ a, & \text{if } x_i > a \end{cases} \tag{11}$$

为解决此边界约束问题,使用 Coleman-Li 仿射变换矩阵 $\boldsymbol{D}$ 对投影步长进行改进,并使每一个迭代点都位于约束区域内,将无约束 LM 步长修正为投影 LM 步长。综上,该算法将信赖域技巧与投影 LM 步长结合起来,从而保证算法的有效性,提高算法的速度和效率。算法步骤如下:

1)给定带约束的基于信赖域的投影 LM 算法相关参数,并令 $k=0$;

2)若 $\boldsymbol{x}_k$ 是稳定点,则停止算法;否则计算 $\overline{\boldsymbol{d}_k^{\mathrm{LM}}(\Delta_k)} = \boldsymbol{P}_{\Omega}(\boldsymbol{x}_k + \boldsymbol{d}_k^{\mathrm{LM}}) - \boldsymbol{x}_k$,其中 LM 步长为 $\boldsymbol{d}_k^{\mathrm{LM}}(\Delta_k) = -(\boldsymbol{J}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{J}_k + \Delta_k \| \boldsymbol{F}_k \| \boldsymbol{I})^{-1}\boldsymbol{J}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}_k$;

3)用仿射变换矩阵 $\boldsymbol{D}$ 的负梯度方向对步长进行改进。通过下式计算步长系数:

$$\begin{cases} \boldsymbol{d}_k^c = -\dfrac{\| \sqrt{\boldsymbol{D}_k}\boldsymbol{g}_k \|^2}{\| \boldsymbol{J}_k\boldsymbol{D}_k\boldsymbol{g}_k \|^2 + \Delta_k \| \boldsymbol{F}_k \| \| \boldsymbol{D}_k\boldsymbol{g}_k \|^2}\boldsymbol{D}_k\boldsymbol{g}_k \\ t_k = argmin \| \boldsymbol{F}_k + \boldsymbol{J}_k[t\boldsymbol{g}_k^c + (1-t)\overline{\boldsymbol{d}_k^{\mathrm{LM}}}] \|^2 \end{cases}$$

得到步长:$\boldsymbol{d}_k(\Delta_k) = t_k\boldsymbol{d}_k^c + (1-t_k)\overline{\boldsymbol{d}_k^{\mathrm{LM}}}$;

4)利用式(10)计算 r_k,若 $r_k > \rho_0$,则更新 $\boldsymbol{x}_{k+1} = \boldsymbol{x}_k + \boldsymbol{d}_k$,否则 $\boldsymbol{x}_{k+1} = \boldsymbol{x}_k$;

5)根据 r_k 的取值,使用信赖域方法更新 Δ_k,$k=k+1$;返回步骤 2)。

信赖域方法对算法参数进行更新兼具总体收敛性和快速局部收敛性的特点。通过使用以上算法迭代求解后得到试件上 ROI 的缺陷轮廓,再通过对其进行一定的平滑插值处理,即可获得较为精确的三维缺陷轮廓。

2.3　仿真和实验结果

1)仿真结果

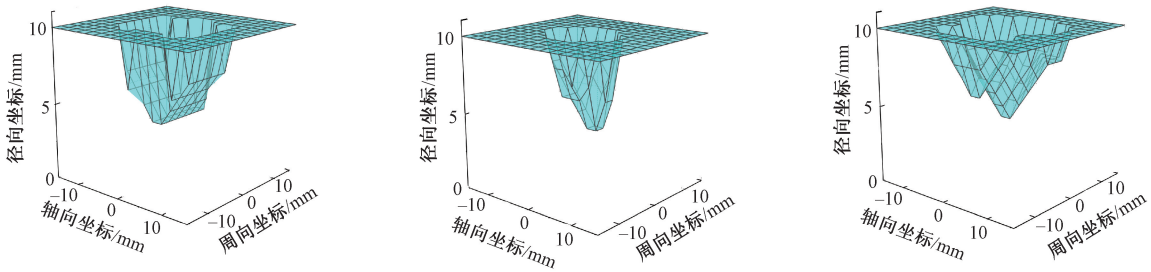
本文对三维不规则缺陷进行漏磁缺陷重构研究,选择的对象为常见的槽状不规则凹陷等,具体形状如图 7 所示。由于研究对象为三维不规则缺陷,而漏磁缺陷重构这类不适定性问题难以做到结果的精确吻合,因此需要定义缺陷轮廓的计算误差。重构误差需要能准确反映估计轮廓 d_i^p 和实际轮廓 d_i^r 的总体差异所在,定义重构误差为:

$$E_r = \sqrt{\sum_{i=1}^{N}(d_i^p - d_i^r)^2 / \sum_{i=1}^{N}(d_i^r)^2} \tag{12}$$

另外,考虑到实际设备维护中,比较关心的是缺陷的最大深度,因为最大深度直接影响到设备的使用寿命,以及检修人员所要采取的维修措施。因此定义缺陷最大深度误差为:

$$\varepsilon_{MDE} = \frac{\max(d_i^p) - \max(d_i^r)}{a} \tag{13}$$

基于本文所提算法,使用有限元模型获得的漏磁信号作为真实信号,构建正演模型,其中 $a=10$ mm,$l_1=160$ mm,$l_2=10$ mm,$h=2$ mm,再分别对图 7 所示缺陷进行缺陷重构。如图 8 所示,是对上述不同缺陷进行反演后得到的重构轮廓,最终重构轮廓都能较好地逼近缺陷的真实轮廓以反映其主体形状。



(a) 缺陷1实际轮廓　(a) Actual profile of defect 1
(b) 缺陷2实际轮廓　(b) Actual profile of defect 2
(c) 缺陷3实际轮廓　(c) Actual profile of defect 3

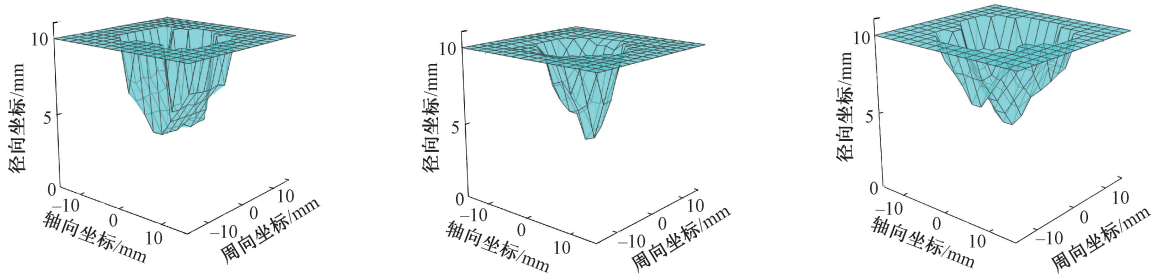
图 7　仿真缺陷的实际轮廓

Fig. 7　Actual profile of the simulated defects

在算法迭代时,使用估计信号和真实信号的 SSE 作为目标函数。如图 9 所示为目标函数收敛曲线,设置迭代次数为 50,由图 9 中收敛曲线可以看出,所提算法在进行 20 次迭代后即收敛,收敛速度较快,寻优能力较强。

2)实验结果

进一步地,为验证所提正演模型和反演算法在基于漏磁检测的实际工业应用中同样具有适用性,使用了波兰格但斯克工业大学 Zbigniew 教授团队公开的漏磁检测实验数据集[24]。如图 10 所示,该数据集由该漏磁检测



(a) 缺陷1重构轮廓
(a) Reconstructed profile of defect 1

(b) 缺陷2重构轮廓
(b) Reconstructed profile of defect 2

(c) 缺陷3重构轮廓
(c) Reconstructed profile of defect 3

图 8 仿真缺陷的重构轮廓

Fig. 8 Reconstructed profile of the simulated defects

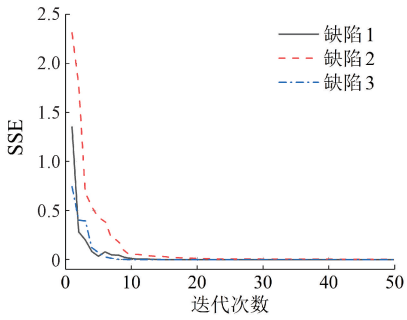


图 9 目标函数收敛曲线

Fig. 9 The convergence curve of the objective function

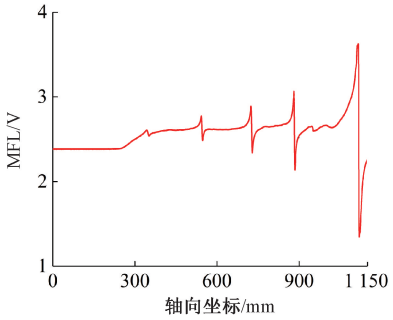


图 11 速度效应为 0.3 m/s 的漏磁信号

Fig. 11 MFL signal with velocity effect of 0.3 m/s

装置进行实验获得,其包含了 8 组具有不同速度效应的漏磁检测数据,每组漏磁检测数据都由 10 路 A1324 线性霍尔传感器测得,其中一路霍尔传感器的信号如图 11 所示,所检测的缺陷为 S355 钢材料试件上 4 组不同深度的狭长裂缝。

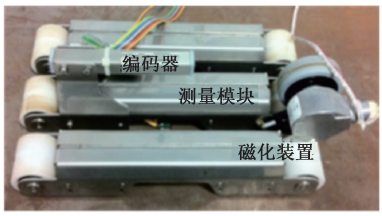


图 10 漏磁检测装置

Fig. 10 The MFL tool

对于实测数据预处理,需利用线性霍尔传感器的特性进行处理以获得实测信号。首先利用单元磁偶极带叠加模型获得裂缝缺陷的估计信号,并与数据集中的实测信号进行了对比,对比结果如图 12 所示,结果验证了正演模型对于具有速度效应的漏磁实测信号同样具有一定适用性。随后本文选择其中深度分别为 2 和 6 mm 的裂缝缺陷作为缺陷 4 和缺陷 5,裂缝的实际轮廓如图 13 所示,利用所提反演算法对裂缝缺陷进行了重构,最终重构轮廓如图 14 所示,对于实测数据,本文所提算法同样能较好地逼近裂缝缺陷的真实轮廓。

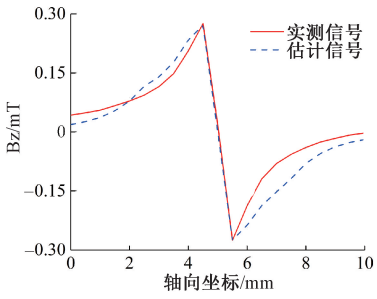


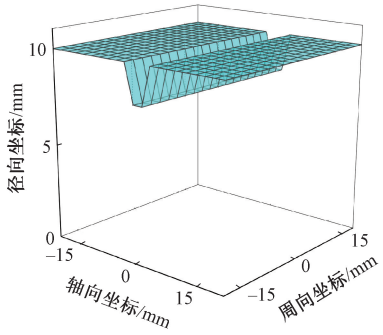
图 12 裂缝缺陷实测及估计信号

Fig. 12 The measured and estimated signals of fracture defects

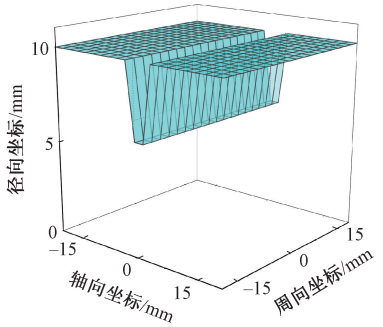
综上,分别使用仿真数据和实测数据进行了三维缺陷轮廓重构研究和对比实验,其实验结果如表 1 所示,从表 1 中可得出以下结论。

1) 三维缺陷重构误差能控制在 10% 左右,在衡量指标上实现较好的结果。同时因为电磁场逆问题的不适定性,缺陷轮廓虽然不能得到完全一致的重构,但是可以反映缺陷的最大深度、主体形状和特征。

2) 与使用群智能算法作为反演算法的对比实验结果



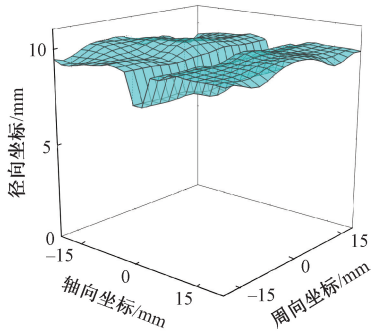
(a) 缺陷4实际轮廓
(a) Actual profile of defect 4



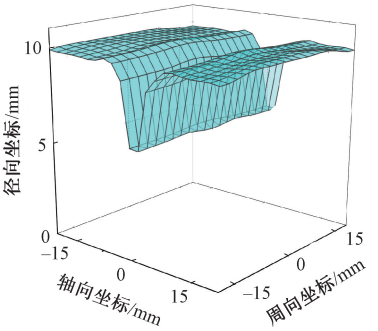
(b) 缺陷5实际轮廓
(b) Actual profile of defect 5

图 13　裂缝缺陷实际轮廓

Fig. 13　Actual profile of fracture defects



(a) 缺陷4重构轮廓
(a) Reconstructed profile of defect 4



(b) 缺陷5重构轮廓
(b) Reconstructed profile of defect 5

图 14　裂缝缺陷重构轮廓

Fig. 14　Reconstructed profile of fracture defects

表 1　不同算法的重构结果

Table 1　Reconstruction results of different algorithms

反演算法	PSO				本文算法			
	Er	ε_{MDE}	ε ($\times10^{-5}$)	耗时/h	*Er*	ε_{MDE}	ε ($\times10^{-5}$)	耗时/h
缺陷 1	1.003	−0.033	5.22	32.3	0.028	−0.025	1.56	0.90
缺陷 2	1.342	−0.041	8.36	34.6	0.053	−0.019	0.074	0.88
缺陷 3	0.641	−0.062	4.45	28.9	0.017	−0.021	0.034	0.83
缺陷 4	0.948	−0.089	7.19	4.7	0.077	−0.041	2.59	0.11
缺陷 5	2.526	−0.099	8.56	5.1	0.124	−0.026	2.31	0.12

表明:本文所提出的改进的信赖域投影 LM 算法收敛速度快,大大缩短了计算时间,从而获得更高的效率。本文算法具有较好的反演效果,重构轮廓接近真实轮廓,可以反演形状较为复杂的三维缺陷。

3　结　　论

本文通过提出单元磁偶极带叠加模型,获得较为精确的漏磁检测信号,提出了带边界约束的基于信赖域的投影 Levenberg-Marquart 算法,对三维不规则缺陷进行了缺陷轮廓重构。

与有限元模型、机器学习和深度学习等方法相比,本方法采用单元磁偶极带叠加模型快速计算了不规则缺陷的漏磁信号,解决了漏磁检测信号计算大的问题。通过对反演算法中进行边界约束的有效处理,进行了三维不规则缺陷重构的仿真和实验,证实了所提反演算法的有效性,并且与群智能算法相比,明显提高了不规则缺陷重构的精度和速度,具有推广到无损检测实际应用中的潜力。

参考文献

[1] 冯搏, 伍剑波, 邱公喆, 等. 高速漏磁检测方法的发展[J]. 无损检测, 2021, 43(2): 57-63.
FENG B, WU J B, QIU G ZH, et al. Development of high-speed magnetic flux leakage detection methods[J].

Nondestructive Testing, 2021, 43(2): 57-63.

[2] 张辉, 宋雅男, 王耀南, 等. 钢轨缺陷无损检测与评估技术综述[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2): 11-25.
ZHANG H, SONG Y N, WANG Y N, et al. Review of nondestructive testing and evaluation techniques for rail defects[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(2): 11-25.

[3] 杨理践, 耿浩, 高松巍, 等. 高速漏磁检测饱和场建立过程及影响因素研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10): 1-9.
YANG L J, GENG H, GAO S W, et al. Study on saturation field establishment process and influencing factors of high-speed magnetic flux leakage detection[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(10): 1-9.

[4] JOSHI A, UDPA L, UDPA S, et al. Adaptive wavelets for characterizing magnetic flux leakage signals from pipeline inspection [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2006, 42(10): 3168-3170.

[5] CHEN J J. 3-D defect profile reconstruction from magnetic flux leakage signals in pipeline inspection using a hybrid inversion method[J]. ACES Journal. 2017, 32(3): 258-274.

[6] 李岩松, 刘启智, 刘君, 等. 基于磁偶极子模型的材料缺陷漏磁检测正演问题的单元积分计算方法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(21): 176-185.
LI Y S, LIU Q ZH, LIU J, et al. The unit integral calculation method of defective material′s forward question of magnetic flux leakage detection based on the magnetic dipole model [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(21): 176-185.

[7] CHENG Y H, WANG Y G, YU H C, et al. Solenoid model for visualizing magnetic flux leakage testing of complex defects[J]. NDT and E International, 2018, 100: 166-174.

[8] CHEN J J, HUANG S L, ZHAO W. Three-dimensional defect inversion from magnetic flux leakage signals using iterative neural network[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2015, 9(4): 418-426.

[9] DUTTA S M, GHORBEL F H, STANLEY R K. Dipole modeling of magnetic flux leakage[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2009, 45(4): 1959-1965.

[10] 吴振宁, 汪力行, 刘金海. 基于空间映射的匀速采样漏磁检测复杂缺陷重构方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7): 164-172.
WU ZH N, WANG L X, LIU J H. A reconstruction method for complex magnetic flux leakage detection based on spatial mapping with uniform sampling[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 164-172.

[11] LIU S W, SUN Y H, HE L S, et al. Quantitative MFL characterization study in hard magnetic material surface topography measurement[J]. Measurement, 2019, 135: 503-519.

[12] LE M H, PHAM C T, LEE J Y. Deep neural network for simulation of magnetic flux leakage testing [J]. Measurement, 2021, 170: 108726.

[13] PENG L S, HUANG S L, WANG S, et al. An element-combination method for arbitrary defect reconstruction from MFL signals [C]. 2020 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), Dubrovnik, Croatia, 2020: 1-6.

[14] KIM H M, HEO C G, CHO S H, et al. Determination scheme for accurate defect depth in underground pipeline inspection by using magnetic flux leakage sensors[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2018, 54(11): 1-5.

[15] WU Z N, DENG Y M, LIU J H, et al. A reinforcement learning-based reconstruction method for complex defect profiles in MFL inspection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. 2021, 70: 2506010.

[16] 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, 2017, 53(3): 1-10.

[17] CHEN Z M, PREDA G, MIHALACHE O, et al. Reconstruction of crack shapes from the MFLT signals by using a rapid forward solver and an optimization approach[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2002, 38(2): 1025-1028.

[18] 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.

[19] LI F M, FENG J, ZHANG H, et al. Quick reconstruction of arbitrary pipeline defect profiles from MFL measurement employing modified harmony search algorithm[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67(9): 2200-2213.

[20] FENG J, LI F M, LU S X. Fast reconstruction of defect profiles from magnetic flux leakage measurements using a RBFNN based error adjustment methodology[J]. IET Science Measurement and Technology, 2017, 11(3): 262-269.

[21] PENG L S, HUANG S L, WANG S. An opening profile reconstruction method for MFL signals of defect[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(6): 2229-2236.

[22] PENG L S, HUANG S L, WANG S. Three-dimensional magnetic flux leakage signal analysis and imaging method for tank floor defect[J]. Journal of Engineering, 2018, 2018(17): 1865-1870.

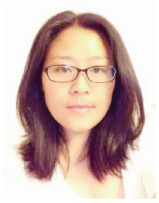
[23] 曹辉, 杨理践, 刘俊甫, 等. 基于数据融合的小波变换漏磁异常边缘检测[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 71-79.
CAO H, YANG L J, LIU J F, et al. Edge detection of magnetic flux leakage anomaly based on wavelet transform data fusion[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 71-79.

[24] ZBIGNIEW U, MAREK C, LESZEK P. Reduction of the velocity impact on the magnetic flux leakage signal[J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2019, 38(1): 1-7.

作者简介

王坤,2018 年于华东交通大学获得学士学位,现为上海电力大学硕士研究生,主要研究方向为无损检测和优化算法。
E-mail: wangkun19961117@163.com

Wang Kun received his B. Sc. degree from East China Jiaotong University in 2018. He is currently a master student at Shanghai University of Electric Power. His main research interests include nondestructive testing and optimization algorithms.



韩文花(通信作者),2006 年于上海交通大学获得博士学位,现为上海电力大学副教授,主要研究方向为无损检测技术、智能优化算法和智能信息处理等。
E-mail: hanwenhua@shiep.edu.cn

Han Wenhua (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2006. She is currently an associate professor at Shanghai University of Electric Power. Her main research interests include non-destructive testing technology, intelligent optimization algorithm and intelligent information processing, etc.