



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104899868 A

(43) 申请公布日 2015. 09. 09

(21) 申请号 201510239162. 5

(22) 申请日 2015. 05. 12

(71) 申请人 清华大学

地址 100084 北京市海淀区 100084-82 信箱

(72) 发明人 黄松岭 赵伟 王坤 李世松

(74) 专利代理机构 北京清亦华知识产权代理事

务所(普通合伙) 11201

代理人 张大威

(51) Int. Cl.

G06T 7/00(2006. 01)

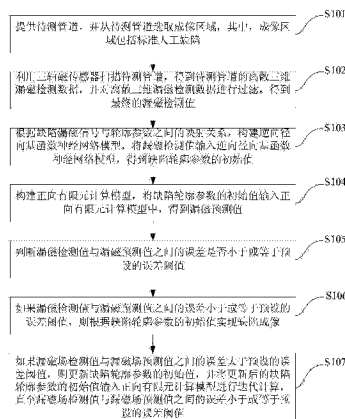
权利要求书2页 说明书9页 附图3页

(54) 发明名称

三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法

(57) 摘要

本发明提出一种三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法,包括:从待测管道选取成像区域;扫描待测管道,进而得到漏磁场检测值;构建逆向径向基函数神经网络模型,输入漏磁场检测值,得到缺陷轮廓参数的初始值;构建正向有限元计算模型,输入缺陷轮廓参数的初始值,得到漏磁场预测值;判断漏磁场检测值与漏磁场预测值之间的误差是否小于或等于预设的误差阈值;如果是,则根据缺陷轮廓参数的初始值实现缺陷成像;如果不是,则更新缺陷轮廓参数的初始值,并重新输入有限元计算模型进行迭代计算,直至误差小于或等于预设的误差阈值。本发明减少了常规闭环迭代方法中迭代次数过多的问题,且效率更高,具有实用性强、稳定性好、成像精度高的优点。



1. 一种三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1:提供待测管道,并从所述待测管道选取成像区域,其中,所述成像区域包括标准人工缺陷;

S2:利用三轴磁传感器扫描所述待测管道,得到所述待测管道的离散三维漏磁检测数据,并对所述离散三维漏磁检测数据进行过滤,得到最终的漏磁场检测值;

S3:根据缺陷漏磁信号与轮廓参数之间的映射关系,构建逆向径向基函数神经网络模型,将所述漏磁场检测值输入所述逆向径向基函数神经网络模型,得到缺陷轮廓参数的初始值;

S4:构建正向有限元计算模型,将所述缺陷轮廓参数的初始值输入所述正向有限元计算模型中,得到漏磁场预测值;

S5:判断所述漏磁场检测值与所述漏磁场预测值之间的误差是否小于或等于预设的误差阈值;

S6:如果所述漏磁场检测值与所述漏磁场预测值之间的误差小于或等于预设的误差阈值,则根据所述缺陷轮廓参数的初始值实现缺陷成像;以及

S7:如果所述漏磁场检测值与所述漏磁场预测值之间的误差大于所述预设的误差阈值,则更新所述缺陷轮廓参数的初始值,并将更新后的缺陷轮廓参数的初始值输入所述正向有限元计算模型进行迭代计算,直至所述漏磁场检测值与所述漏磁场预测值之间的误差小于或等于所述预设的误差阈值。

2. 根据权利要求1所述的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法,其特征在于,在所述步骤S2之前,还包括:利用直流磁化场对所述待测管道的管壁进行饱和磁化处理。

3. 根据权利要求1所述的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法,其特征在于,所述步骤S3具体包括:

利用三轴磁传感器以预设速度匀速等间距扫描所述待测管道,得到沿管道轴向、径向和周向的离散三维漏磁检测数据;

计算所述离散三维漏磁检测数据的平均值,并根据所述平均值得到异常阈值;

删除所述离散三维漏磁检测数据中大于所述异常阈值的漏磁检测数据,得到最终漏磁场检测值。

4. 根据权利要求1-3任一项所述的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法,其特征在于,所述离散三维漏磁检测数据包括:轴向漏磁检测数据、径向漏磁检测数据和周向漏磁检测数据。

5. 根据权利要求4所述的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法,其特征在于,所述缺陷漏磁信号包括:轴向缺陷漏磁信号、径向缺陷漏磁信号和周向缺陷漏磁信号。

6. 根据权利要求1所述的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法,其特征在于,通过两阶段禁忌搜索优化算法更新所述缺陷轮廓参数的初始值。

7. 根据权利要求6所述的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法,其特征在于,所述通过两阶段禁忌搜索优化算法更新所述缺陷轮廓参数的初始值,具体包括:

a. 确定缺陷参数:将缺陷区域分成 $N_1 \times N_2 \times N_3$ 个长方体,其中,任何缺陷都可以由一组不同的深度来表示 $d_{11}, d_{12}, \dots, d_{1N_2}; \dots; d_{i1}, \dots, d_{iN_2}; \dots, d_{N_11}, d_{N_12}, \dots, d_{N_1N_2}$, 其中, $i \in \{0, 1, \dots, N_1\}$,

$j \in \{0, 1, \dots, N_2\}$, $d_{ij} \in \{0, 1, \dots, N_3\}$;

b. 采用两种方式定义邻域 : 其中,

第一种定义方式为 : 按照缺陷整体参数方向搜索邻域, 其中, 深度增加, 则 $d+1$, 深度减少, 则 $d-1$;

第二种定义方式为 : 按照缺陷划分之后的某个小长方体参数方向搜索邻域, 其中, 深度增加, 则 $d_{ij}+1$, 深度减少, 则 $d_{ij}-1$;

c. 根据所述漏磁场预测值和漏磁场检测值的差值确定目标函数, 其中, 所述目标函数为 :

$$F = \left(\frac{\sum_{j=1}^{N_1} \sum_{i=1}^{N_2} [(sx_{ij}^p - sx_{ij}^m)^2 + (sy_{ij}^p - sy_{ij}^m)^2 + (sz_{ij}^p - sz_{ij}^m)^2]}{\sum_{j=1}^{N_1} \sum_{i=1}^{N_2} [(sx_{ij}^m)^2 + (sy_{ij}^m)^2 + (sz_{ij}^m)^2]} \right)^{\frac{1}{2}},$$

其中, N_1 和 N_2 分别是轴向和周向的采样点数量, sx_{ij}^m , sz_{ij}^m , sy_{ij}^m , sx_{ij}^p , sz_{ij}^p 和 sy_{ij}^p 分别是轴向、径向和周向的漏磁场检测值和漏磁场预测值 ;

d. 优化过程 : 使用所述第一种定义方式定义邻域, 并选择具有最小目标函数的邻域作为初始方案, 具体为 :

$$x' = \{x | F(x) = \min[F(x_1), F(x_2), \dots, F(x_n)]\},$$

其中, 当迭代次数达到设定值、目标函数低于阈值以及缺陷轮廓不再改变时, 完成第一阶段优化 ;

使用所述第二种定义方式定义邻域, 并在所述初始方案的基础上进行进一步迭代计算, 得到最终方案, 其中, 当迭代次数达到设定值、目标函数低于阈值以及缺陷轮廓不再改变时, 完成第二阶段优化。

三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法

技术领域

[0001] 本发明涉及无损检测技术领域,特别涉及一种三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法。

背景技术

[0002] 漏磁检测是较常用的无损检测方法,广泛应用于油气管道、储罐底板、钢丝绳等铁磁性材料质量检测和安全监测领域。近年来,随着缺陷量化技术的不断进步与提高,人们希望可以将管道腐蚀缺陷分布情况转化为肉眼可直接识别的图形和图像形式,实现缺陷成像。然而,由于缺陷形状与漏磁信号之间复杂的非线性关系,导致缺陷成像成为目前漏磁检测技术研究的难点和热点。现有的缺陷成像方法多以单轴漏磁检测信号作为数据源,检测信号来源单一,已不能适应三轴漏磁检测的要求,且计算模型复杂,重构精度较低。

[0003] 相关技术中,例如一种磁声成像和漏磁成像的复合无损检测方法,虽然结合漏磁与超声检测原理,将漏磁成像图和磁声成像图同时送入计算机并进行融合计算,从而可实现对缺陷所在内外层次准确定位,但该技术重点在于区分缺陷具体位于待测钢板的哪个表面,并未对缺陷成像本身做更多的说明。例如一种石油管道缺陷最小二乘支持向量机二维重现方法,虽然能够利用经去噪、归一化处理后的管道漏磁信号数据实现对管道缺陷轮廓的重构,但只是二维重构,即对缺陷的某一断层轮廓进行反演,精度一般。例如基于布谷鸟搜索和粒子滤波混杂算法的漏磁缺陷重构方法,虽然在一定程度上可精确实现缺陷轮廓重构,特别是能够减少信号噪声,提高迭代方法对噪声的鲁棒性,但仍为缺陷轮廓的二维重构,且计算模型过于复杂,效率不高。

发明内容

[0004] 本发明旨在至少在一定程度上解决上述相关技术中的技术问题之一。

[0005] 为此,本发明的目的在于提出一种三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法,该方法有效减少了常规闭环迭代方法中迭代次数过多的问题,效率更高,有利于提高对各种不规则缺陷的重构速度和精度,具有实用性强、稳定性好、成像精度高的优点。

[0006] 为了实现上述目的,本发明的实施例提出了一种三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法,包括以下步骤:S1:提供待测管道,并从所述待测管道选取成像区域,其中,所述成像区域包括标准人工缺陷;S2:利用三轴磁传感器扫描所述待测管道,得到所述待测管道的离散三维漏磁检测数据,并对所述离散三维漏磁检测数据进行过滤,得到最终的漏磁场检测值;S3:根据缺陷漏磁信号与轮廓参数之间的映射关系,构建逆向径向基函数神经网络模型,将所述漏磁场检测值输入所述逆向径向基函数神经网络模型,得到缺陷轮廓参数的初始值;S4:构建正向有限元计算模型,将所述缺陷轮廓参数的初始值输入所述正向有限元计算模型中,得到漏磁场预测值;S5:判断所述漏磁场检测值与所述漏磁场预测值之间的误差是否小于或等于预设的误差阈值;S6:如果所述漏磁场检测值与所述漏磁场预测值之间的误差小于或等于预设的误差阈值,则根据所述缺陷轮廓参数的初始值实现缺陷

成像 ;S7 :如果所述漏磁场检测值与所述漏磁场预测值之间的误差大于所述预设的误差阈值,则更新所述缺陷轮廓参数的初始值,并将更新后的缺陷轮廓参数的初始值输入所述正向有限元计算模型进行迭代计算,直至所述漏磁场检测值与所述漏磁场预测值之间的误差小于或等于所述预设的误差阈值。

[0007] 根据本发明实施例的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法,其实质是一种缺陷的正逆混合计算反演方法,在反演过程中先采用逆向径向基函数神经网络模型,将三维漏磁场检测值还原为初始的缺陷轮廓参数,再通过正向有限元计算模型将其求解得到漏磁场预测值,然后与漏磁场检测值比较,并利用两阶段禁忌搜索优化算法对缺陷轮廓参数不断更新,直至两者的误差小于或等于预设的误差阈值,从而得到理想的缺陷轮廓,实现缺陷成像。因此,该方法实用性强、稳定性好、成像精度高,有效减少了常规闭环迭代方法中迭代次数过多的问题,效率更高,有利于提高对各种不规则缺陷的重构速度和精度。

[0008] 另外,根据本发明上述实施例的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法还可以具有如下附加的技术特征:

[0009] 在一些示例中,在所述步骤 S2 之前,还包括:利用直流磁化场对所述待测管道的管壁进行饱和磁化处理。

[0010] 在一些示例中所述步骤 S3 具体包括:利用三轴磁传感器以预设速度匀速等间距扫描所述待测管道,得到沿管道轴向、径向和周向的离散三维漏磁检测数据;计算所述离散三维漏磁检测数据的平均值,并根据所述平均值得到异常阈值;删除所述离散三维漏磁检测数据中大于所述异常阈值的漏磁检测数据,得到最终漏磁场检测值。

[0011] 在一些示例中,所述离散三维漏磁检测数据包括:轴向漏磁检测数据、径向漏磁检测数据和周向漏磁检测数据。

[0012] 在一些示例中,所述缺陷漏磁信号包括:轴向缺陷漏磁信号、径向缺陷漏磁信号和周向缺陷漏磁信号。

[0013] 在一些示例中,通过两阶段禁忌搜索优化算法更新所述缺陷轮廓参数的初始值。

[0014] 在一些示例中,所述通过两阶段禁忌搜索优化算法更新所述缺陷轮廓参数的初始值,具体包括:

[0015] a. 确定缺陷参数:将缺陷区域分成 $N_1 \times N_2 \times N_3$ 个长方体,其中,任何缺陷都可以由一组不同的深度来表示 $d_{11}, d_{12}, \dots, d_{1N_2}; \dots, d_{ij}, \dots; d_{N_11}, d_{N_12}, \dots, d_{N_1N_2}$, 其中, $i \in \{0, 1, \dots, N_1\}$,

$j \in \{0, 1, \dots, N_2\}$, $d_{ij} \in \{0, 1, \dots, N_3\}$;

[0016] b. 采用两种方式定义邻域:其中,

[0017] 第一种定义方式为:按照缺陷整体参数方向搜索邻域,其中,深度增加,则 $d+1$,深度减少,则 $d-1$;

[0018] 第二种定义方式为:按照缺陷划分之后的某个小长方体参数方向搜索邻域,其中,深度增加,则 $d_{ij}+1$,深度减少,则 $d_{ij}-1$;

[0019] c. 根据所述所述漏磁场预测值和漏磁场检测值的差值确定目标函数,其中,所述目标函数为:

$$[0020] \quad F = \left(\frac{\sum_{j=1}^{N_1} \sum_{i=1}^{N_2} [(sx_{ij}^p - sx_{ij}^m)^2 + (sy_{ij}^p - sy_{ij}^m)^2 + (sz_{ij}^p - sz_{ij}^m)^2]}{\sum_{j=1}^{M_1} \sum_{i=1}^{N_2} [(sx_{ij}^m)^2 + (sy_{ij}^m)^2 + (sz_{ij}^m)^2]} \right)^{\frac{1}{2}},$$

[0021] 其中, N_1 和 N_2 分别是轴向和周向的采样点数量, sx_{ij}^m , sz_{ij}^m , sy_{ij}^m , sx_{ij}^p , sz_{ij}^p 和 sy_{ij}^p 分别是轴向、径向和周向的漏磁场检测值和漏磁场预测值;

[0022] d. 优化过程:使用所述第一种定义方式定义邻域,并选择具有最小目标函数的邻域作为初始方案,具体为:

[0023] $x' = \{x | F(x) = \min[F(x_1), F(x_2), \dots, F(x_n)]\}$,

[0024] 其中,当迭代次数达到设定值、目标函数低于阈值以及缺陷轮廓不再改变时,完成第一阶段优化;

[0025] 使用所述第二种定义方式定义邻域,并在所述初始方案的基础上进行进一步迭代计算,得到最终方案,其中,当迭代次数达到设定值、目标函数低于阈值以及缺陷轮廓不再改变时,完成第二阶段优化。

[0026] 本发明的附加方面和优点将在下面的描述中部分给出,部分将从下面的描述中变得明显,或通过本发明的实践了解到。

附图说明

[0027] 本发明的上述和/或附加的方面和优点从结合下面附图对实施例的描述中将变得明显和容易理解,其中:

[0028] 图1是根据本发明一个实施例的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法的流程图;

[0029] 图2是根据本发明一个实施例的直流磁化场导磁回路示意图;

[0030] 图3是根据本发明另一个实施例的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法的流程图;

[0031] 图4是根据本发明一个具体实施例的 $104.2\text{mm} \times 78.5\text{mm} \times 10.01\text{mm}$ 的长方体缺陷成像结果示意图;

[0032] 图5是根据本发明一个具体实施例的 $82.5\text{mm} \times 5.29\text{mm}$ 的球体缺陷成像结果示意图;以及

[0033] 图6是根据本发明一个具体实施例的 $82.5\text{mm} \times 5.29\text{mm}$ 的圆柱体缺陷成像结果示意图。

具体实施方式

[0034] 下面详细描述本发明的实施例,所述实施例的示例在附图中示出,其中自始至终相同或类似的标号表示相同或类似的元件或具有相同或类似功能的元件。下面通过参考附图描述的实施例是示例性的,仅用于解释本发明,而不能理解为对本发明的限制。

[0035] 以下结合附图描述根据本发明实施例的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法。

[0036] 图1是根据本发明一个实施例的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法的流程图,图3是根据本发明另一个实施例的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法的流程图。结合图

1 和图 3,该方法包括以下步骤:

[0037] 步骤 S101,提供待测管道,并从待测管道选取成像区域,其中,成像区域包括标准人工缺陷。更为具体地,该缺陷为腐蚀缺陷。

[0038] 在具体示例中,例如,待测管道壁厚为 7.0 ~ 36.0mm,直径为 200 ~ 600mm,成像区域以 1.0 ~ 2.5 倍缺陷体积大小区域为标准。

[0039] 步骤 S102,利用三轴磁传感器扫描待测管道,得到待测管道的离散三维漏磁检测数据,并对离散三维漏磁检测数据进行过滤,得到最终的漏磁场检测值。

[0040] 在本发明的一个实施例中,在该步骤之前,也即在利用三轴磁传感器扫描待测管道之前,首先利用直流磁化场对待测管道的管壁进行饱和磁化处理。

[0041] 进一步地,步骤 S102 具体包括:

[0042] 步骤 1:利用三轴磁传感器以预设速度匀速等间距扫描待测管道,得到沿管道轴向、径向和周向的离散三维漏磁检测数据。换言之,即离散三维漏磁检测数据包括:轴向漏磁检测数据、径向漏磁检测数据和周向漏磁检测数据。

[0043] 在具体示例中,换言之,即首先用直流磁化场对管壁进行饱和磁化,然后三轴磁传感器阵列在管道内以一定的运行速度等间距采样,传感器提离值需保持在 1.0 ~ 5.0mm 之间,得到检测管道内标准缺陷沿管道轴向、径向和周向的离散三维漏磁检测数据。其中,传感器提离值是指霍尔传感器距离管道内壁表面的距离。在该示例中,例如,采样间距 d 为 0.1 ~ 6.0mm,三轴磁传感器的运行速度(也即预设速度)为 0.1 ~ 5.0m/s。

[0044] 进一步地,在该示例中,例如,直流磁化场的导磁回路由磁铁、背铁、钢刷和管壁组成,例如图 2 所示。更为具体地,所用磁铁宽度例如为 30 ~ 100mm,背铁长度例如为 100 ~ 500mm,钢刷长度例如为 30 ~ 120mm。

[0045] 步骤 2:计算离散三维漏磁检测数据的平均值,并根据平均值得到异常阈值。

[0046] 在具体示例中,换言之,即对上述步骤 1 中得到的离散三维漏磁检测数据取平均值,并以平均值的 1.2 ~ 1.5 倍作为异常阈值。

[0047] 步骤 3:删除离散三维漏磁检测数据中大于异常阈值的漏磁检测数据,得到最终漏磁场检测值。换言之,即根据上述步骤 2 中得到的异常阈值对所采集的数据进行提取过滤,大于异常阈值的数据予以删除,从而排除一些明显错误数据和异常数据,最终得到沿轴向、径向和周向过滤后的漏磁场测量值,例如记作 A 。

[0048] 步骤 S103,根据缺陷漏磁信号与轮廓参数之间的映射关系,构建逆向径向基函数神经网络模型,将漏磁场检测值输入逆向径向基函数神经网络模型,得到缺陷轮廓参数的初始值。其中,逆向径向基函数神经网络模型将缺陷漏磁信号序列作为输入,将缺陷轮廓参数作为输出。其中,在本发明的一个实施例中,缺陷漏磁信号包括:轴向缺陷漏磁信号、径向缺陷漏磁信号和周向缺陷漏磁信号。

[0049] 在具体示例中,其中,RBF(Radial Basis Function,径向基函数)神经网络包含三层:输入层、隐含层和输出层。该网络需要训练,使用三维有限元仿真一系列缺陷外形参数下的漏磁信号。对于不同形状缺陷与其对应的漏磁信号,选择 70%用于训练神经网络,15%用于验证网络并修正参数,剩下的 15%用于测试已经训练好的神经网络。

[0050] 步骤 S104,构建正向有限元计算模型,将缺陷轮廓参数的初始值输入正向有限元计算模型中,得到漏磁场预测值,例如记作 B 。其中,正向有限元计算模型输入缺陷轮廓参

数,同时输出缺陷漏磁信号序列。

[0051] 进一步地,在具体示例中,正向有限元计算模型的构建需以步骤 S102 在所述的导磁回路模型作为基础,并且各参数值保持一致。

[0052] 步骤 S105,判断漏磁场检测值与漏磁场预测值之间的误差是否小于或等于预设的误差阈值。具体地,可根据实际需求预先设定漏磁场检测值与漏磁场预测值之间的误差阈值,例如记作 ϵ 。

[0053] 步骤 S106,如果漏磁场检测值与漏磁场预测值之间的误差小于或等于预设的误差阈值,则根据缺陷轮廓参数的初始值实现缺陷成像。换言之,如果漏磁场检测值 A 与漏磁场预测值 B 之间的误差小于或等于预设的误差阈值,则认为用于正向有限元计算模型计算的缺陷轮廓参数初始值是所期望的缺陷轮廓参数,从而可根据该缺陷轮廓参数初始值实现缺陷成像。

[0054] 步骤 S107,如果漏磁场检测值 A 与漏磁场预测值 B 之间的误差大于预设的误差阈值 ϵ ,则更新缺陷轮廓参数的初始值,并将更新后的缺陷轮廓参数的初始值重新输入正向有限元计算模型进行迭代计算,直至漏磁场检测值 A 与漏磁场预测值 B 之间的误差小于或等于预设的误差阈值 ϵ 。

[0055] 进一步地,在上述示例中,例如采用两阶段禁忌搜索优化算法更新缺陷轮廓参数的初始值。具体包括:

[0056] a. 确定缺陷参数:首先将缺陷区域分成 $N_1 \times N_2 \times N_3$ 个长方体,其中,任何缺陷都可以由一组不同的深度来表示 $d_{11}, d_{12}, \dots, d_{1N_2}, \dots, d_{ij}, \dots, d_{N_11}, d_{N_12}, \dots, d_{N_1N_2}$, 其中, $i \in \{0, 1, \dots, N_1\}$, $j \in \{0, 1, \dots, N_2\}$, $d_{ij} \in \{0, 1, \dots, N_3\}$ 。

[0057] b. 采用两种方式定义邻域,用于进行两阶段禁忌搜索。其中,以缺陷深度方向邻域搜索为例:

[0058] 第一种定义方式为:按照缺陷整体参数方向搜索邻域,其中,深度增加,则 $d+1$,深度减少,则 $d-1$;

[0059] 第二种定义方式为:按照缺陷划分之后的某个小长方体参数方向搜索邻域,其中,深度增加,则 $d_{ij}+1$,深度减少,则 $d_{ij}-1$ 。

[0060] c. 根据漏磁场预测值和漏磁场检测值的差值确定目标函数,其中,目标函数为:

$$[0061] \quad F = \left(\frac{\sum_{j=1}^{N_1} \sum_{i=1}^{N_2} [(sx_{ij}^p - sx_{ij}^m)^2 + (sy_{ij}^p - sy_{ij}^m)^2 + (sz_{ij}^p - sz_{ij}^m)^2]}{\sum_{j=1}^{N_1} \sum_{i=1}^{N_2} [(sx_{ij}^m)^2 + (sy_{ij}^m)^2 + (sz_{ij}^m)^2]} \right)^{\frac{1}{2}},$$

[0062] 其中, N_1 和 N_2 分别是轴向和周向的采样点数量, sx_{ij}^m , sz_{ij}^m , sy_{ij}^m , sx_{ij}^p , sz_{ij}^p 和 sy_{ij}^p 分别是轴向、径向和周向的漏磁场检测值和漏磁场预测值。

[0063] d. 优化过程:第一阶段,使用第一种定义方式定义邻域,并选择具有最小目标函数的邻域作为初始方案,具体为:

$$[0064] \quad x' = \{x | F(x) = \min[F(x_1), F(x_2), \dots, F(x_n)]\},$$

[0065] 其中,当迭代次数达到设定值、目标函数低于阈值以及缺陷轮廓不再改变时,完成

第一阶段优化,得到初始方案。

[0066] 然后,使用第二种定义方式定义邻域,即在第一阶段得到的初始方案的基础上进行进一步迭代计算,得到最终方案,其中,当迭代次数达到设定值、目标函数低于阈值以及缺陷轮廓不再改变时,完成第二阶段优化,得到最终方案,此时缺陷轮廓也更加自然。

[0067] 根据本发明实施例的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法,其实质是一种缺陷的正逆混合计算反演方法,在反演过程中先采用逆向径向基函数神经网络模型,将三维漏磁场检测值还原为初始的缺陷轮廓参数,再通过正向有限元计算模型将其求解得到漏磁场预测值,然后与漏磁场检测值比较,并利用两阶段禁忌搜索优化算法对缺陷轮廓参数不断更新,直至两者的误差小于或等于预设的误差阈值,从而得到理想的缺陷轮廓,实现缺陷成像。因此,该方法实用性强、稳定性好、成像精度高,有效减少了常规闭环迭代方法中迭代次数过多的问题,效率更高,有利于提高对各种不规则缺陷的重构速度和精度。

[0068] 为了便于更好地理解本发明实施例的方法,以下结合图 3-图 6,以具体的实施例来对本发明上述实施例的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法进行具体描述。

[0069] 在该实施例中,使用一种沿周向等间隔分布 540 个探头块的三维传感器阵列。其中,每个探头块里均包含 3 个霍尔探头,方向分别为轴向、径向和周向,总计 1620 个霍尔探头。

[0070] 结合图 3 所示,在该实施例中,该方法包括以下步骤:

[0071] 步骤 S1:取一段直径为 457mm、壁厚为 14.3mm 的待测管道,上面加工 3 个具有不同形状的标准人工缺陷,一个 104.2mm×78.5mm×10.01mm 的长方体缺陷,一个 82.5mm×5.29mm 的球体缺陷,一个 82.5mm×5.29mm 的圆柱体缺陷。并分别选择 1.5 倍缺陷体积大小的区域作为成像区域。

[0072] 步骤 S2:使用直流磁化场沿管壁轴向对其进行饱和磁化,三轴磁传感器阵列在管道内以 0.5m/s 的速度匀速等间距扫描采样,周向采样间距为 2.7mm,轴向采样间距设置为 2.5mm,传感器提高值选择 1.8mm。进而得到标准缺陷沿管道轴向、径向和周向的离散三维漏磁检测数据。

[0073] 其中,参照图 2 所示,例如,直流磁化场导磁回路由磁铁,背铁,钢刷和管壁组成,所用磁铁宽度为 80mm,背铁长度为 300mm,钢刷长度为 65mm。

[0074] 步骤 S3:将步骤 S2 中得到的离散三维漏磁检测数据取平均值,以平均值的 1.25 倍作为阈值对数据进行提取过滤,得到沿轴向、径向和周向过滤后的测量值 A。

[0075] S4:根据缺陷漏磁信号与轮廓参数之间的映射关系,构建逆向 RBF(径向基函数)神经网络模型。其中,该模型将缺陷漏磁信号序列作为输入,缺陷轮廓参数作为输出。

[0076] 更为具体地,例如,RBF 神经网络包含三层:输入层、隐含层和输出层。关于网络训练,根据待测管壁上加工的 3 种缺陷形状,使用三维有限元仿真了一系列相同形状缺陷外形参数下的漏磁信号,具体包含 728 个长方体缺陷,65 个球体缺陷以及 65 个圆柱体缺陷。其中,选择 70%用于训练神经网络,15%用于验证网络并修正参数,剩下的 15%用于测试已经训练好的神经网络。

[0077] S5:构建正向有限元计算模型。其中,该模型与步骤 S4 中的模型相反,即输入缺陷轮廓参数,同时输出缺陷漏磁信号序列。

[0078] 具体地,有限元模型的构建需以步骤 S2 所述的导磁回路模型作为基础,并且各参

数值保持一致。

[0079] S6:预先设定缺陷漏磁场测量值 A 与有限元预测值 B 之间的误差阈值为 0.06。

[0080] S7:先将步骤 S3 中的测量值 A 代入步骤 S4 中构建的 RBF 神经网络模型计算得到缺陷轮廓参数的初始值,再将其代入步骤 S5 中构建的正向有限元计算模型进行迭代计算。如果缺陷漏磁场测量值 A 与预测值 B 之间的误差 E 大于步骤 S6 所设定的误差阈值 0.06,则需要更新缺陷轮廓参数初始值,并将更新后的缺陷轮廓参数初始值重新代入有限元模型进行计算。如果误差 E 小于或等于步骤 S6 所设定的误差阈值 0.06,则认为用于有限元模型计算的缺陷轮廓参数初始值是所期望的缺陷轮廓参数,从而据此实现缺陷成像。

[0081] 具体地,在上述示例中,更新缺陷轮廓参数采用两阶段禁忌搜索优化算法,具体如下:

[0082] 缺陷参数:首先将缺陷区域分成 $30 \times 30 \times 12$ 个长方体,则任何缺陷都可以由一组不同的深度来表示 $d_{11}, d_{12}, \dots, d_{1,30}; \dots d_{ij}; \dots; d_{30,1}, d_{30,2}, \dots, d_{30,30}$, 其中, $i \in \{0, 1, \dots, 30\}, j \in \{0, 1, \dots, 30\}, d_{ij} \in \{0, 1, \dots, 12\}$ 。

[0083] 邻域定义:邻域的两种定义用于进行两阶段禁忌搜索。以缺陷深度方向邻域搜索为例:第一种定义按照缺陷整体参数方向搜索邻域,深度增加,则 $d+1$,深度减少,则 $d-1$;而第二种定义按照缺陷划分之后的某个小长方体参数方向搜索邻域,深度增加,则 $d_{ij}+1$,深度减少,则 $d_{ij}-1$ 。

[0084] 目标函数:目标函数表示漏磁信号预测值和测量值之间的差,定义如下:

$$[0085] \quad F = \left(\frac{\sum_{j=1}^{N_1} \sum_{i=1}^{N_2} [(sx_{ij}^p - sx_{ij}^m)^2 + (sy_{ij}^p - sy_{ij}^m)^2 + (sz_{ij}^p - sz_{ij}^m)^2]}{\sum_{j=1}^{N_1} \sum_{i=1}^{N_2} [(sx_{ij}^m)^2 + (sy_{ij}^m)^2 + (sz_{ij}^m)^2]} \right)^{\frac{1}{2}},$$

[0086] 其中,对于长方体缺陷,轴向和周向采样点数量分别为 $N_1 = 63$ 和 $N_2 = 44$;对于球体缺陷和圆柱体缺陷,轴向和周向采样点数量分别为 $N_1 = 50$ 和 $N_2 = 46$; $sx_{ij}^m, sz_{ij}^m, sy_{ij}^m, sx_{ij}^p, sz_{ij}^p$ 和 sy_{ij}^p 分别是轴向,径向和周向漏磁信号的测量值和预测值。

[0087] 优化过程:第一阶段,使用邻域的第一种定义,并且选择具有最小目标函数的邻域作为下一个解决方案。具体为:

$$[0088] \quad x' = \{x | F(x) = \min[F(x_1), F(x_2), \dots, F(x_n)]\},$$

[0089] 当满足如下要求时:1) 迭代次数达到设定值 500;2) 目标函数低于阈值 0.05;3) 缺陷轮廓不再改变。第一阶段结束,得到初步的解决方案。

[0090] 然后,使用邻域的第二种定义,即在第一阶段解决方案的基础上进行进一步迭代计算,满足同样的要求后,完成第二阶段优化,得到最终的解决方案,缺陷轮廓也更加自然。

[0091] 最后,定义一个重构误差函数用于评价缺陷轮廓重构精度:

$$[0092] \quad E_r = \left(\frac{\sum_{i=1}^{100} \sum_{j=1}^{100} (d_{ij}^p - d_{ij}^r)^2}{\sum_{i=1}^{100} \sum_{j=1}^{100} (d_{ij}^r)^2} \right)^{\frac{1}{2}},$$

[0093] 其中,对于任意缺陷,表面均取 100×100 个采样点, d_{ij}^p 和 d_{ij}^r 分别是预测深度和真

实深度。

[0094] 经过计算,如图 4、5 和 6 所示,对于 $104.2\text{mm}\times 78.5\text{mm}\times 10.01\text{mm}$ 的长方体缺陷轮廓重构结果,重构误差为 0.11,时间为 0.42 小时。对于 $82.5\text{mm}\times 5.29\text{mm}$ 的球体缺陷轮廓重构结果,重构误差为 0.08,时间 0.35 小时。对于 $82.5\text{mm}\times 5.29\text{mm}$ 的圆柱体缺陷轮廓重构结果,重构误差为 0.09,时间 0.37 小时。其中,在图 4、图 5 和图 6 中,左侧的图像表示真实轮廓示意,中间的图像表示 RBF 模型得到的轮廓示意,右侧的图像表示有限元模型得到的轮廓示意。此外,再对其它多种形状缺陷进行重构时,本发明实施例的复合反演成像方法的重构误差均低于 0.15,时间均低于 0.5 小时。综合以上结果可以得出,本发明实施例的方法可有效实现对各种形状缺陷的轮廓重构,稳定性好,成像精度高,计算速度快。

[0095] 综上,本发明实施例的三维漏磁检测缺陷复合反演成像方法的原理可概述为:在含有缺陷的待测部件上选择合适的缺陷成像区域;通过三轴磁传感器扫描采样,获取被检测部件轴向、径向和周向的离散三维漏磁检测数据;对检测数据进行过滤以提取三个方向漏磁场测量值;构建 RBF(径向基函数)神经网络模型;再构建正向有限元计算模型;设定缺陷漏磁场测量值与有限元预测值之间的误差阈值;先将三维缺陷漏磁场测量值代入 RBF 神经网络模型得到初始的缺陷轮廓参数,再代入有限元计算模型进行迭代计算,通过两阶段禁忌搜索优化算法不断更新缺陷轮廓参数,直至缺陷漏磁场测量值与预测值之间的误差小于或等于所设定的误差阈值,从而得到期望的缺陷轮廓参数,实现缺陷成像。因此,该方法实用性强、稳定性好、成像精度高,有效减少了常规闭环迭代方法中迭代次数过多的问题,效率更高,有利于提高对各种不规则缺陷的重构速度和精度。

[0096] 在本发明的描述中,需要理解的是,术语“中心”、“纵向”、“横向”、“长度”、“宽度”、“厚度”、“上”、“下”、“前”、“后”、“左”、“右”、“竖直”、“水平”、“顶”、“底”“内”、“外”、“顺时针”、“逆时针”、“轴向”、“径向”、“周向”等指示的方位或位置关系为基于附图所示的方位或位置关系,仅是为了便于描述本发明和简化描述,而不是指示或暗示所指的装置或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作,因此不能理解为对本发明的限制。

[0097] 此外,术语“第一”、“第二”仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此,限定有“第一”、“第二”的特征可以明示或者隐含地包括至少一个该特征。在本发明的描述中,“多个”的含义是至少两个,例如两个,三个等,除非另有明确具体的限定。

[0098] 在本发明中,除非另有明确的规定和限定,术语“安装”、“相连”、“连接”、“固定”等术语应做广义理解,例如,可以是固定连接,也可以是可拆卸连接,或成一体;可以是机械连接,也可以是电连接;可以是直接相连,也可以通过中间媒介间接相连,可以是两个元件内部的连通或两个元件的相互作用关系,除非另有明确的限定。对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语在本发明中的具体含义。

[0099] 在本发明中,除非另有明确的规定和限定,第一特征在第二特征“上”或“下”可以是第一和第二特征直接接触,或第一和第二特征通过中间媒介间接接触。而且,第一特征在第二特征“之上”、“上方”和“上面”可是第一特征在第二特征正上方或斜上方,或仅仅表示第一特征水平高度高于第二特征。第一特征在第二特征“之下”、“下方”和“下面”可以是第一特征在第二特征正下方或斜下方,或仅仅表示第一特征水平高度小于第二特征。

[0100] 在本说明书的描述中,参考术语“一个实施例”、“一些实施例”、“示例”、“具体示

例”、或“一些示例”等的描述意指结合该实施例或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本发明的至少一个实施例或示例中。在本说明书中,对上述术语的示意性表述不必针对的是相同的实施例或示例。而且,描述的具体特征、结构、材料或者特点可以在任一个或多个实施例或示例中以合适的方式结合。此外,在不相互矛盾的情况下,本领域的技术人员可以将本说明书中描述的不同实施例或示例以及不同实施例或示例的特征进行结合和组合。

[0101] 尽管上面已经示出和描述了本发明的实施例,可以理解的是,上述实施例是示例性的,不能理解为对本发明的限制,本领域的普通技术人员在本发明的范围内可以对上述实施例进行变化、修改、替换和变型。

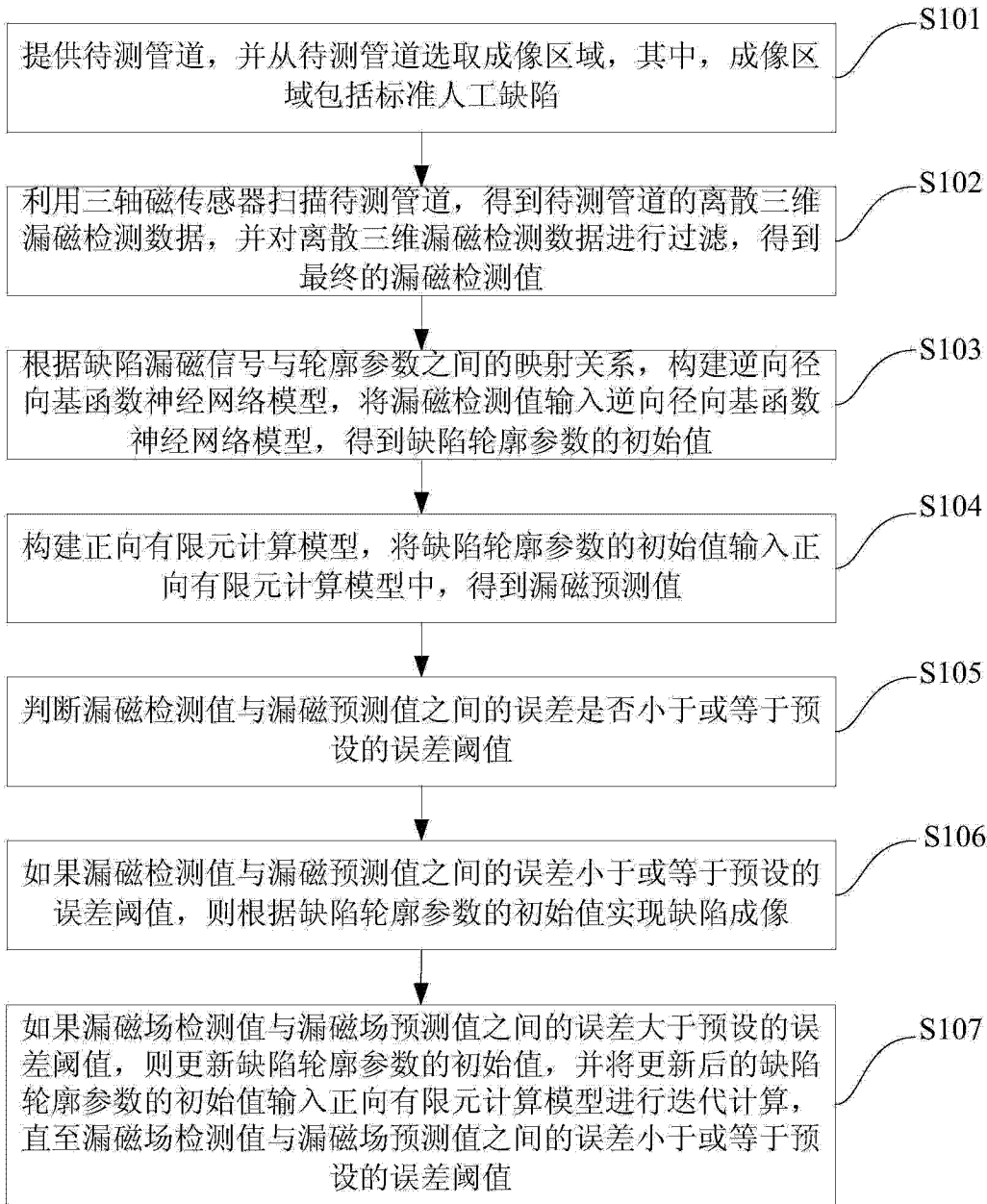


图 1

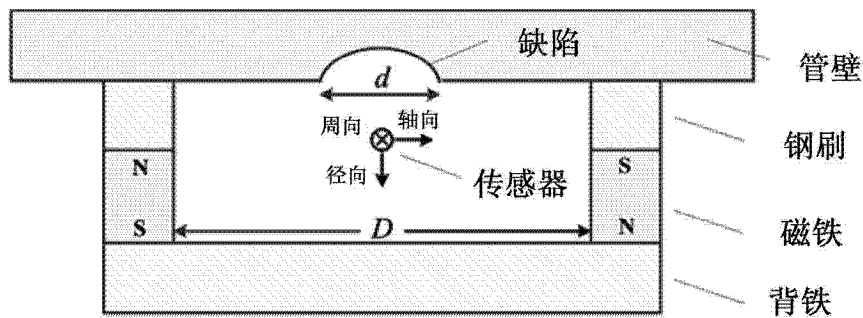


图 2

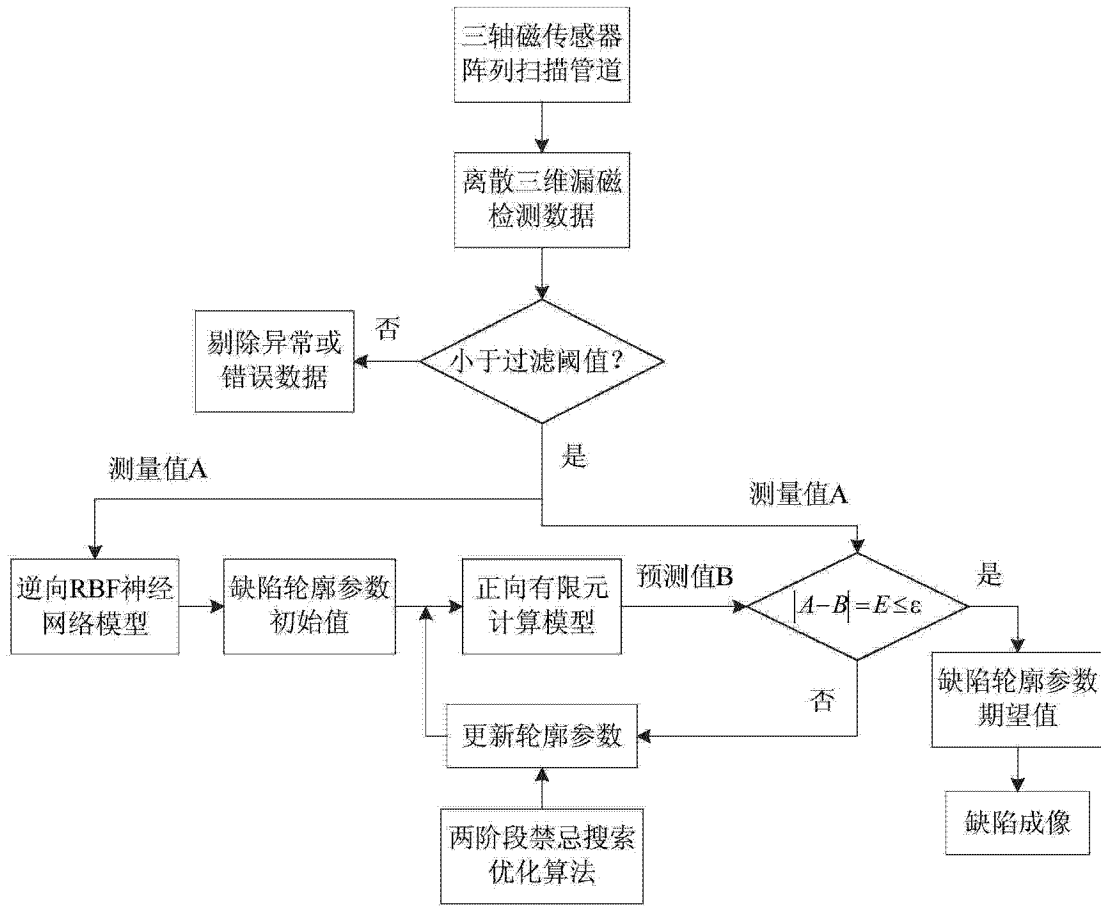


图 3

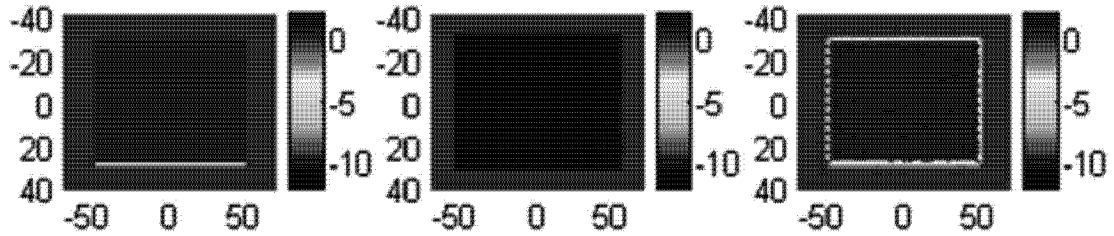


图 4

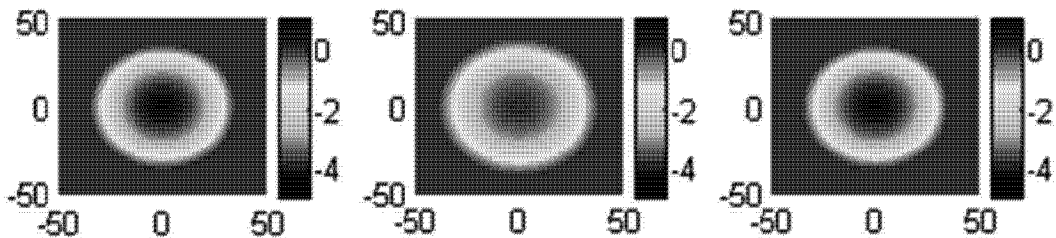


图 5

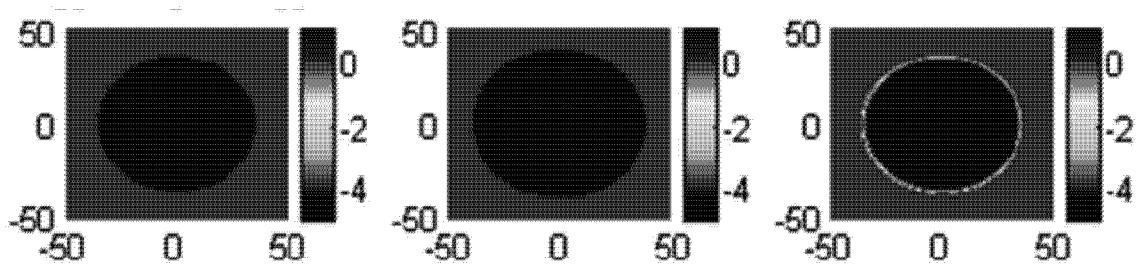


图 6