



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113984880 B

(45) 授权公告日 2023. 06. 23

(21) 申请号 202111257987.1

G06N 3/08 (2023.01)

(22) 申请日 2021.10.27

审查员 王凯

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 113984880 A

(43) 申请公布日 2022.01.28

(73) 专利权人 清华大学

地址 100084 北京市海淀区清华园

(72) 发明人 郭静波 高文胜

(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

专利代理师 张娜

(51) Int. Cl.

G01N 27/83 (2006.01)

G01B 7/28 (2006.01)

G06N 3/0499 (2023.01)

权利要求书2页 说明书11页 附图7页

(54) 发明名称

对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法及装置

(57) 摘要

本申请公开了一种对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法及装置,其中,方法包括:采集磁化后待测管道的漏磁检测数据;提取漏磁检测数据中与待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数;基于特征参数,利用RBF神经网络获取待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数;基于几何参数,利用三次曲线模型生成待测管道的管道金属损失缺陷的三维轮廓。该方法可以快速、高精度地从三轴漏磁信号中重构缺陷的三维轮廓。



1. 一种对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法,其特征在于,包括以下步骤:
 - 采集磁化后待测管道的漏磁检测数据;
 - 提取所述漏磁检测数据中与所述待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数;
 - 基于所述特征参数,利用RBF神经网络获取所述待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数;
 - 基于所述几何参数,利用三次曲线模型生成所述待测管道的管道金属损失缺陷的三维轮廓;
 - 所述提取所述漏磁检测数据中与所述待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数,包括:
 - 通过指数衰减信号模型提取所述漏磁检测数据中与所述待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数;
 - 通过三轴漏磁检测信号表征所述漏磁检测数据,提取所述漏磁检测数据中与所述待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数之后,还包括:
 - 采用非线性最小二乘NLS算法估算用于表征所述漏磁检测数据在各个轴上的局部特征以及全局特征的所述特征参数。
 - 2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,
 - 所述局部特征的特征参数包括表征所述漏磁检测数据的峰值大小以及峰值位置的特征参数;
 - 所述全局特征的特征参数包括表征所述漏磁检测数据的峰值衰减速率的特征参数。
 - 3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述基于所述特征参数,利用RBF神经网络获取所述待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数,包括:
 - 所述RBF神经网络根据所述特征参数进行所述特征参数与所述几何参数间的信息映射,以得到所述待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数。
 - 4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述RBF神经网络包括输入层、输出层和隐含层;其中,所述输入层用于接收所述特征参数,所述输出层用于输出所述的几何参数,所述隐含层用于采用径向基函数RBF在所述特征参数和所述几何参数之间进行信息映射。
 - 5. 根据权利要求1-4任一项所述的方法,其特征在于,所述几何参数包括最大长度 L 、最大宽度 W 、最大深度 D 、1/2最大深度对应的长度 L_D 、1/2最大长度对应的宽度 W_L ,以及1/2最大宽度对应的深度 D_W 中的一项或多项。
 - 6. 一种对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的装置,其特征在于,包括:
 - 采集模块,用于采集磁化后待测管道的漏磁检测数据;
 - 提取模块,用于提取所述漏磁检测数据中与所述待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数;
 - 获取模块,用于基于所述特征参数,利用RBF神经网络获取所述待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数;
 - 生成模块,用于基于所述几何参数,利用三次曲线模型生成所述待测管道的管道金属损失缺陷的三维轮廓;
 - 提取模块具体用于,通过指数衰减信号模型提取所述漏磁检测数据中与所述待测管道

的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数；

表征模块,用于采用非线性最小二乘NLS算法估算用于表征所述漏磁检测数据在各个轴上的局部特征以及全局特征的所述特征参数。

7.一种电子设备,其特征在于,包括:存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序,以实现如权利要求1-5任一项所述的对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法。

8.一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,该程序被处理器执行,以用于实现如权利要求1-5任一项所述的对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法。

对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法及装置

技术领域

[0001] 本申请涉及管道智能检测技术领域,特别涉及一种对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法及装置。

背景技术

[0002] 在管道智能检测领域,如果检测到管道存在缺陷,一般期望能生成缺陷的三维轮廓,以便能够直观地呈现缺陷,从而及时对缺陷进行修复。管道输送行业一般定期对管道进行内检测,从而避免油气泄漏和管道堵塞,防止造成管道火灾和爆炸等安全事故。

[0003] 相关技术中,比较有效的检测手段是管道内检测作业,如图1所示,在埋地的油气管道中放入管道内检测器,管道内检测器随管内介质前进,通过携带的传感器探头检测和记录与缺陷相关的信息,并且通过地表上放置的标记器跟踪和标记管道内检测器的作业位置;其中,通过管道内检测器携带的传感器探头获取管道可能存在的几何变形、腐蚀、裂纹等各种缺陷信息,并且通过计算机分析所获取的各种信息,对缺陷的大小和轮廓进行量化和反演,评估管道安全状态,最终实现对管道的合理维护、维修。

[0004] 但是相关技术中的方法需要将管道内检测器放入管道内部,并在管道内部移动,操作复不便,不能适用于复杂情况的管道,检测效率和准确性较低,亟待解决。

发明内容

[0005] 本申请提供一种对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法及装置,以解决相关技术中的方法需要将管道内检测器放入管道内部,并在管道内部移动,操作复不便,不能适用于复杂情况的管道,检测效率和准确性较低等问题。

[0006] 本申请第一方面实施例提供一种对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法,包括以下步骤:采集磁化后待测管道的漏磁检测数据;提取所述漏磁检测数据中与所述待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数;基于所述特征参数,利用RBF神经网络获取所述待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数;基于所述几何参数,利用三次曲线模型生成所述待测管道的管道金属损失缺陷的三维轮廓。

[0007] 可选地,在本申请的一个实施例中,所述提取所述漏磁检测数据中与所述待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数,包括:通过指数衰减信号模型提取所述漏磁检测数据中与所述待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数。

[0008] 可选地,在本申请的一个实施例中,通过三轴漏磁检测信号表征所述漏磁检测数据,提取所述漏磁检测数据中与所述待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数之后,还包括:采用非线性最小二乘NLS算法估算用于表征所述漏磁检测数据在各个轴上的局部特征以及全局特征的所述特征参数。

[0009] 可选地,在本申请的一个实施例中,所述局部特征的特征参数包括表征所述漏磁检测数据的峰值大小以及峰值位置的特征参数;所述全局特征的特征参数包括表征所述漏磁检测数据的峰值衰减速率的特征参数。

[0010] 可选地,在本申请的一个实施例中,所述基于所述特征参数,利用RBF神经网络获取所述待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数,包括:所述RBF神经网络根据所述特征参数进行所述特征参数与所述几何参数间的信息映射,以得到所述待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数。

[0011] 可选地,在本申请的一个实施例中,所述RBF神经网络包括输入层、输出层和隐含层;其中,所述输入层用于接收所述特征参数,所述输出层用于输出所述的几何参数,所述隐含层用于采用径向基函数RBF在所述特征参数和所述几何参数之间进行信息映射。

[0012] 可选地,在本申请的一个实施例中,所述几何参数包括最大长度 L 、最大宽度 W 、最大深度 D 、1/2最大深度对应的长度 L_D 、1/2最大长度对应的宽度 W_L ,以及1/2最大宽度对应的深度 D_W 中的一项或多项。

[0013] 本申请第二方面实施例提供一种对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的装置,包括:采集模块,用于采集磁化后待测管道的漏磁检测数据;提取模块,用于提取所述漏磁检测数据中与所述待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数;获取模块,用于基于所述特征参数,利用RBF神经网络获取所述待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数;生成模块,用于基于所述几何参数,利用三次曲线模型生成所述待测管道的管道金属损失缺陷的三维轮廓。

[0014] 本申请第三方面实施例提供一种电子设备,包括:至少一个处理器;以及,与所述至少一个处理器通信连接的存储器;其中,所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令,所述指令被设置为用于执行如上述实施例所述的对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法。

[0015] 本申请第四方面实施例提供一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储计算机指令,所述计算机指令用于使所述计算机执行如上述实施例所述的对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法。

[0016] 本申请通过采集磁化后待测管道的漏磁检测数据,提取漏磁检测数据中与待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数,基于特征参数,利用RBF神经网络获取待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数,基于几何参数,利用三次曲线模型生成待测管道的管道金属损失缺陷的三维轮廓,可以快速、高精度地从三轴漏磁信号中重构缺陷的三维轮廓。由此,解决了相关技术中的方法需要将管道内检测器放入管道内部,并在管道内部移动,操作复不便,不能适用于复杂情况的管道,检测效率和准确性较低等技术问题。

[0017] 本申请附加的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,或通过本申请的实践了解到。

附图说明

[0018] 本申请上述的和/或附加的方面和优点从下面结合附图对实施例的描述中将变得明显和容易理解,其中:

[0019] 图1为相关技术的缺陷检测示意图;

[0020] 图2为根据本申请实施例提供的一种对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法的流程图;

- [0021] 图3为根据本申请实施例提供的漏磁检测的原理图；
- [0022] 图4为根据本申请实施例提供的对被测产品进行缺陷检测的框图；
- [0023] 图5为根据本申请实施例提供的通过三轴霍尔传感器对被测管道的进行实测时，在两种不同速度下获取的三轴漏磁检测信号的波形；
- [0024] 图6为根据本申请实施例提供的对产品缺陷进行反演框架示意图；
- [0025] 图7为根据本申请实施例提供的RBF神经网络的映射示意图；
- [0026] 图8为根据本申请实施例提供的利用几何参数重构缺陷的三维轮廓的原理性示意图；
- [0027] 图9为根据本申请实施例提供的基于三次曲线模型重构缺陷的三维轮廓的流程图；
- [0028] 图10为根据本申请实施例提供的两种缺陷形状的真实轮廓、重构轮廓和轮廓误差；
- [0029] 图11为根据本申请实施例的对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的装置的示例图；
- [0030] 图12为申请实施例提供的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0031] 下面详细描述本申请的实施例，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，旨在用于解释本申请，而不能理解为对本申请的限制。

[0032] 下面参考附图描述本申请实施例的对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法及装置。针对上述背景技术中心提到的需要将管道内检测器放入管道内部，并在管道内部移动，操作复不便，不能适用于复杂情况的管道，检测效率和准确性较低的问题，本申请提供了一种对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法，在该方法中，通过采集磁化后待测管道的漏磁检测数据，提取漏磁检测数据中与待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数，基于特征参数，利用RBF神经网络获取待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数，基于几何参数，利用三次曲线模型生成待测管道的管道金属损失缺陷的三维轮廓。可以快速、高精度地从三轴漏磁信号中重构缺陷的三维轮廓由此，解决了相关技术中的方法需要将管道内检测器放入管道内部，并在管道内部移动，操作复不便，不能适用于复杂情况的管道，检测效率和准确性较低等问题。

[0033] 漏磁检测技术在管道检测领域得到了广泛的应用。漏磁检测技术属于电磁无损检测技术，其具有低污染、高精度等优点，其通过对被测器件进行局部磁化，并且通过霍尔元件检测漏磁信号，从而实现缺陷检测。反演就是通过检测到的漏磁信号进行定量、定性分析，对缺陷形状进行重构，实现对缺陷的评估。

[0034] 具体而言，图2为根据本申请实施例提供的一种对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法的流程图。

[0035] 如图2所示，该对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法包括以下步骤：

[0036] 在步骤S101中，采集磁化后待测管道的漏磁检测数据。

[0037] 具体地，在采集磁化后待测管道的漏磁检测数据之前，首先对待测管道进行磁化。如图3所示，当铁磁性材料的被测产品被磁化后，其内部具有一定的磁通(图中用磁力线表

示),如果被测产品中存在缺陷,则将在缺陷处会发生磁力线弯曲并泄露的现象,即产生了“漏磁信号”,通过磁敏元件,例如霍尔传感器,可以对漏磁信号进行检测,进而实现对缺陷进行定性、定量识别。

[0038] 如图4所示,示出了根据本申请的实施例的对产品进行缺陷检测的框图。如图4所示,通过励磁装置对被测产品进行局部磁化,由于磁化作用,在缺陷处会产生漏磁信号,通过磁敏元件(例如,霍尔传感器)切割漏磁场,使得产生相应的电信号,从而能够检测出缺陷处的漏磁信号。在后续步骤中通过处理器(例如计算机)对磁敏元件输出的信号进行处理,即根据信号的特征,结合工程经验,对其定量、定性分析,生成缺陷的轮廓,从而可以对缺陷的大小、形状、位置进行标定,为管道的维护、维修提供依据。

[0039] 在步骤S102中,提取漏磁检测数据中与待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数。

[0040] 在本申请的实施例中,漏磁检测数据可以是反映管道金属损失缺陷的三轴漏磁检测信号。

[0041] 可选地,在本申请的一个实施例中,通过三轴漏磁检测信号表征漏磁检测数据,提取漏磁检测数据中与待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数之后,还包括:采用非线性最小二乘NLS算法估算用于表征漏磁检测数据在各个轴上的局部特征以及全局特征的特征参数。

[0042] 可选地,在本申请的一个实施例中,局部特征的特征参数包括表征漏磁检测数据的峰值大小以及峰值位置的特征参数;全局特征的特征参数包括表征漏磁检测数据的峰值衰减速率特征参数。

[0043] 通过构建基于漏磁特征参数的指数衰减信号模型,能够提取和表征三轴漏磁数据的局部和全局特征,并且采用非线性最小二乘NLS算法来估算用于表征漏磁数据在各个轴上的局部特征以及全局特征的特征参数,消除了输入的原始检测数据中的大量的数据冗余,降低了反演过程中的数据计算量,提高了反演效率。

[0044] 如图5所示,示出了通过三轴霍尔传感器对被测管道的进行实测时,在两种不同速度下获取的三轴漏磁检测信号的波形,即,霍尔传感器与管道的相对速度分别为2m/s和4m/s时,所获取的X轴轴向 B_x ,Y轴径向 B_y 和Z轴周向 B_z 的漏磁实测波形。

[0045] 对于产品(例如,管道)的缺陷的三维轮廓的反演问题,输入的原始检测数据和输出的缺陷三维轮廓数据中存在大量的数据冗余。例如,尽管实际三轴漏磁信号显示的漏磁数据X轴轴向 B_x ,Y轴径向 B_y 和Z轴周向 B_z 相互具有不同的特征,然而,不同的缺陷形状和尺寸产生的漏磁数据 B_x , B_y 和 B_z 各自具有相似的特征。例如,如图5所示, B_x 一般为一个正峰值包络和两个负峰值包络组成, B_y 一般为一个正峰值包络和一个负峰值包络组成,而 B_z 一般为两个正峰值包络和两个负峰值包络组成,且均沿着轴向和周向方向对称。

[0046] 因此,被包含在原始检测数据中的关键信息可以由峰值大小、峰值位置等局部特征参数和峰值衰减速率等全局特征参数来表征。根据这些少量的特征参数,通过与各个轴漏磁检测数据相匹配的信号模型,能够重构出原始检测数据的波形。

[0047] 可选地,在本申请的一个实施例中,提取漏磁检测数据中与待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数,包括:通过指数衰减信号模型提取漏磁检测数据中与待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数。

[0048] 作为一种可能实现的方式,可以通过构建指数衰减信号模型进行特征参数提取。本领域技术人员可以根据实际需要构建其他信号模型进行特征参数提取,不作具体限定。

[0049] 图6示出了对产品缺陷进行反演框架。如图6所示,通过传感器,例如霍尔传感器获取无损检测数据,例如,获取三轴漏磁检测数据;建立指数衰减信号模型,并且利用估计算法提取特征参数;基于特征参数,利用RBF神经网络获取缺陷的几何参数;以及基于所获取的几何参数,利用三次曲线拟合模型,最终生成缺陷的三维轮廓。

[0050] 在一个具体实施例中,通过建立指数衰减信号模型来提取和表征漏磁数据的特征。作为示例,本申请提出了如下指数衰减信号模型:

$$[0051] \quad S_x[n] = \begin{cases} (X_{\max} - X_{\min}) e^{-\beta_x n^2} + X_{\min} & n = 0, 1, 2, \dots, P_x - 1 \\ X_{\min} e^{-\frac{\beta_x}{5}(n-P_x)^2} & n = P_x, P_x + 1, \dots, \frac{N-1}{2} \end{cases} \quad (1)$$

$$[0052] \quad S_y[n] = \begin{cases} Y_{\max} e^{-\beta_y (n-P_y)^2} & n = 0, 1, 2, \dots, P_y - 1 \\ Y_{\max} e^{-\frac{\beta_y}{5}(n-P_y)^2} & n = P_y, P_y + 1, \dots, \frac{N-1}{2} \end{cases} \quad (2)$$

$$[0053] \quad S_z[n] = \begin{cases} Z_{\max} e^{-\beta_z (n-P_z)^2} & n = 0, 1, 2, \dots, P_z - 1 \\ Z_{\max} e^{-\frac{\beta_z}{5}(n-P_z)^2} & n = P_z, P_z + 1, \dots, \frac{N-1}{2} \end{cases} \quad (3)$$

[0054] 其中,式(1)至(3)表征了漏磁数据 B_x , B_y 和 B_z 在某一周向位置,沿着轴向方向的右半侧波形,而左半侧波形可以通过对称性直接表征。以数据模型 S_x 为例, N 为轴向窗口长度, P_x 为负峰值轴向位置, X_{\min} 和 X_{\max} 为最小值和最大值, β_x 为轴向衰减速率;其中, P_x , X_{\min} 和 X_{\max} 为数据的局部特征,而 β_x 为数据的全局特征,且数据模型 S_y 和 S_z 的定义与 S_x 类似。

[0055] 定义由数据模型 S_x , S_y 和 S_z 估计得到的九个参数如下:

$$[0056] \quad \{[\hat{X}(\hat{X} = \hat{X}_{\max} - \hat{X}_{\min}), \hat{\beta}_x, \hat{P}_x], [\hat{Y}(\hat{Y}_{\max}), \hat{\beta}_y, \hat{P}_y], [\hat{Z}(\hat{Z}_{\max}), \hat{\beta}_z, \hat{P}_z]\}. \quad (4)$$

[0057] 式(4)中已估计的九个参数分别沿着周向方向排列,组成九条估计曲线替代漏磁数据 B_x , B_y 和 B_z 。九条估计曲线可由如下信号模型进一步提取特征参数:

$$[0058] \quad S_T[m] = T_{\max} e^{-\frac{\beta_T}{5}m^2} \quad m = -\frac{M-1}{2}, \dots, -1, 0, 1, \dots, \frac{M-1}{2} \quad (5)$$

[0059] 其中, M 为周向窗口长度, T_{\max} 为估计曲线最大值, β_T 为周向衰减速率。类似地, T_{\max} 表征局部特征,而 β_T 表征全局特征。每条估计曲线可以进一步提取两个特征参数,从而可以提取出如下十八个特征参数:

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\theta} = & \{[\hat{X}_{max}, \hat{X}_{\beta}, \hat{\beta}_{xmax}, \hat{\beta}_{x\beta}, \hat{P}_{xmax}, \hat{P}_{x\beta}], \\
[0060] & [\hat{Y}_{max}, \hat{Y}_{\beta}, \hat{\beta}_{ymax}, \hat{\beta}_{y\beta}, \hat{P}_{ymax}, \hat{P}_{y\beta}], \\
& [\hat{Z}_{max}, \hat{Z}_{\beta}, \hat{\beta}_{zmax}, \hat{\beta}_{z\beta}, \hat{P}_{zmax}, \hat{P}_{z\beta}]\}, \quad (6)
\end{aligned}$$

[0061] 其中,每个特征参数均表征独立的物理特征,例如,局部特征参数 \hat{X}_{max} 表示漏磁数据 B_x 的最大值,全局特征参数 \hat{X}_{β} 表示漏磁数据 B_x 沿着轴向方向从最大值至最小值的衰减速率。

[0062] 根据本申请的实施例,采用非线性最小二乘(NLS,Nonlinear Least Square)算法来估计上述十八个特征参数,其中,定义 $S = \{[S_x, S_T], [S_y, S_T], [S_z, S_T]\}$,且 $B = \{B_x, B_y, B_z\}$,则利用NLS算法使得信号模型 S 对待估计参数 $\boldsymbol{\theta}$ 线性化,并使其满足最小二乘准则。

$$[0063] \quad \mathbf{S}[\boldsymbol{\theta}] \approx \mathbf{S}[\boldsymbol{\theta}_0] + \left. \frac{\partial \mathbf{S}[\boldsymbol{\theta}]}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right|_{\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}_0} (\boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{\theta}_0) \quad (7)$$

[0064] 其中, $\boldsymbol{\theta}_0$ 为初始值。

[0065] 根据本申请的实施例,可以将其选取为:

$$\begin{aligned}
[0066] \quad \boldsymbol{\theta}_0 = & \{[\max(\mathbf{B}_x) - \min(\mathbf{B}_x), 0, 0, 0, P_{x0}, 0], [\max(\mathbf{B}_y), 0, 0, 0, P_{y0}, 0], \\
& [\max(\mathbf{B}_z), 0, 0, 0, P_{z0}, 0]\} \quad (8)
\end{aligned}$$

[0067] 其中, P_{x0} , P_{y0} 和 P_{z0} 分别为 B_x , B_y 和 B_z 的峰值位置。

[0068] 作为本申请的实施例,定义如下观测矩阵:

$$[0069] \quad \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_0) = \left. \frac{\partial \mathbf{S}(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right|_{\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}_0} \quad (9)$$

[0070] 作为示例,如以下表达式所定义的,可以利用NLS算法的最小二乘准则来最小化估计误差:

$$\begin{aligned}
[0071] \quad \mathbf{J} = & (\mathbf{B} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\theta}))^T (\mathbf{B} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\theta})) \\
= & (\mathbf{B} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\theta}) + \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_0)\boldsymbol{\theta}_0 - \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_0)\boldsymbol{\theta}_0)^T (\mathbf{B} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\theta}) + \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_0)\boldsymbol{\theta}_0 - \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_0)\boldsymbol{\theta}_0) \quad (10)
\end{aligned}$$

[0072] 求解式(10)导数为零的方程,计算得到估计值:

$$\begin{aligned}
[0073] \quad \hat{\boldsymbol{\theta}}_1 = & (\mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_0)^T \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_0))^{-1} \mathbf{H}^T(\boldsymbol{\theta}_0) (\mathbf{B} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\theta}_0) + \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_0)\boldsymbol{\theta}_0) \quad (11) \\
= & \boldsymbol{\theta}_0 + (\mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_0)^T \mathbf{H}(\boldsymbol{\theta}_0))^{-1} \mathbf{H}^T(\boldsymbol{\theta}_0) (\mathbf{B} - \mathbf{S}(\boldsymbol{\theta}_0))
\end{aligned}$$

[0074] 通过迭代,逐渐降低最小二乘准则下的估计误差,且不断更新估计值如下:

$$[0075] \quad error = \sum_{i=1}^{18} \left(\frac{\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}(i) - \hat{\boldsymbol{\theta}}_k(i)}{\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}(i)} \right) \leq \varepsilon \quad (12)$$

[0076] 其中, ε 为所设定的迭代误差的阈值。

[0077] 通过迭代,能够使NLS算法很快收敛,保证所提出的反演框架的快速性。

[0078] 在步骤S103中,基于特征参数,利用RBF神经网络获取待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数。

[0079] 可选地,在本申请的一个实施例中,基于特征参数,利用RBF神经网络获取待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数,包括:RBF神经网络根据特征参数进行特征参数与几何参数间的信息映射,以得到待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数。

[0080] 在本申请的实施例中,采用RBF神经网络建立从反映漏磁数据的特征参数到反映缺陷的形状、尺寸等的几何参数的信息映射,从而构建了具有物理特征的关键信息之间的关联。并且利用RBF神经网络,简化了网络的复杂度和数据输入输出量,减少了网络训练和预测时间,使得计算速度和效率大幅提升。

[0081] 作为示例,采用了RBF神经网络基于所估算的特征参数对特征参数进行信息映射,从而获取管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数。其中,RBF神经网络包括输入层、输出层和隐含层,其中,输入层接收所估算的特征参数,输出层输出所获取的管道金属损失缺陷的几何参数,隐含层采用径向基函数RBF在特征参数和几何参数之间进行信息映射。

[0082] 可选地,在本申请的一个实施例中,几何参数包括最大长度L、最大宽度W、最大深度D、1/2最大深度对应的长度 L_D 、1/2最大长度对应的宽度 W_L ,以及1/2最大宽度对应的深度 D_W 中的一项或多项。

[0083] 作为示例,RBF神经网络在特征参数和几何参数之间进行信息映射,其映射结构如图7所示。其中,定义六个几何参数为:

[0084] $G = \{L, W, D, L_D, W_L, D_W\}$ (13)

[0085] 其中,L表示最大长度、W表示最大宽度、D表示最大深度、 L_D 表示1/2最大深度对应的长度、 W_L 表示1/2最大长度对应的宽度以及 D_W 表示1/2最大宽度对应的深度。

[0086] 对于一个给定的训练组 $\{\hat{\theta}_k, G_k\}$,建立输入空间至输出空间的非线性映射:

[0087] $G_k = w\varphi(\hat{\theta}_k) + b + e_k, k = 1, 2, 3, \dots, N$ (14)

[0088] 其中,w为权重向量, e_k 为误差,b为偏差,N为训练组个数。

[0089] 作为示例,可以将式(14)转换为带约束的二次优化问题,使得代价方程最小化:

[0090] $\min_{w, e} Cost(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2$ (15)

[0091] 其中, γ 为正则化因子。

[0092] 作为示例,采用拉格朗日函数解决映射问题:

[0093] $G_k = \sum_{k=1}^N \alpha_k K(w, \hat{\theta}_k) + b$ (16)

[0094] 其中,K定义核函数。作为示例,可以采用径向基函数RBF。例如,选取如下高斯核函数:

$$[0095] \quad K(x, x_c) = e^{-\left(\frac{\|x-x_c\|^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (17)$$

[0096] 其中 x_c 为核函数的中心, σ 为核函数的宽度,控制了函数的径向作用范围。通过 k 个训练组 $\{\hat{\theta}_k, G_k\}$,优化参数 γ 和 σ ,使得映射对训练的 G_k 重构得到缺陷三维轮廓的误差最小。

[0097] 如图7所示,输入层接收十八个特征参数,输出层输出六个几何参数,隐含层采用RBF核进行特征参数和几何参数之间的信息映射。

[0098] 通过RBF神经网络建立由特征参数到几何参数的信息映射,构建了具有物理特征的关键信息之间的关联,简化了网络的复杂度和数据输入输出量,减少了网络训练和预测时间,使得计算速度和效率大幅提升。

[0099] 在步骤S104中,基于几何参数,利用三次曲线模型生成待测管道的管道金属损失缺陷的三维轮廓。

[0100] 在上述实施例中,基于漏磁特征参数的指数衰减信号模型,提取和表征三轴漏磁数据的局部和全局特征,并且通过RBF神经网络,建立由特征参数到三维轮廓的几何特征参数的信息映射,从而获取反映三维轮廓的形状、尺寸等的几何参数。

[0101] 基于上述实施例,进而通过三次曲线模型,基于获取的少量几何特征参数,来快速生成缺陷的完整三维轮廓,不但降低了反演的缺陷轮廓的误差,使得重构的轮廓精度高,对噪声有更强的免疫力,而且由于三次曲线模型仅仅基于少量的几何参数特征,相比于传统的通过复杂矩阵生成缺陷的三维轮廓,减少了反演所需的时间,提高了重构速度。

[0102] 三次曲线是被广泛应用于曲线拟合和插值的函数。本公开提出了将重构缺陷的三维轮廓视为对一个几何模型在计算机的表示和实现问题。例如,三次曲线表示如下:

$$[0103] \quad p=au^3+bu^2+cu+d \quad (18)$$

[0104] 在二维直角坐标系中,假设三个控制点在固定位置,例如, $b_0(x_0, 0)$, $b_1(0, y_0)$, $b_2(x_0, y_0)$,直接用三次曲线去逼近几何参数形成的近似轮廓线。

[0105] 作为示例,基于六个几何参数来重构缺陷的三维轮廓,即最大长度 L 、最大宽度 W 、最大深度 D 、1/2最大深度对应的长度 L_D 、1/2最大长度对应的宽度 W_L 以及1/2最大宽度对应的深度 D_w 。

[0106] 为便于理解本公开的原理,假定缺陷的三维轮廓是对称的,如图8所示,在三维直角坐标系的一个象限中,点 $(L, 0, 0)$, $(0, D, 0)$ 和 $(0, 0, W)$ 分别是缺陷轮廓沿着X轴、Y轴和Z轴的三个顶点。如图9所示,可以通过如下步骤来生成缺陷的三维轮廓:

[0107] 由点 $(L, 0, 0)$, $(0, D, 0)$ 和 $(L_D, D/2, 0)$ 和约束条件1生成曲线LD;

[0108] 由点 $(0, 0, W)$, $(0, D, 0)$ 和 $(0, D_w, W/2)$ 和约束条件2生成曲线WD;

[0109] 由点 $(L, 0, 0)$, $(0, 0, W)$ 和 $(L/2, 0, W_L)$ 和约束条件3生成曲线LW;

[0110] 其中,LD,WD和LW组成了缺陷的轮廓在三个直角平面的最外围曲线;约束条件1为所生成曲线在 $(0, D, 0)$ 处与Y轴垂直;约束条件2为所生成曲线在 $(0, D, 0)$ 处与Y轴垂直;约束条件3为所生成曲线在 $(L, 0, 0)$ 与X轴夹角、在 $(0, 0, W)$ 处与Z轴夹角均取得最大值;

[0111] 假定某一缺陷深度 $d=d_i \in [0, D]$,在该缺陷深度的平面,从LD和WD的三次曲线选取长度点 l_i 和宽度点 w_i ,将LW曲线平移后为 $L'W'$ 获得 w_{Li} 再由点 $(l_i, d_i, 0)$, $(0, d_i, w_i)$, $(l_i/2,$

d_i, w_{Li}) 和约束条件3生成 l_i, w_i ;

[0112] 将 d_i 遍历0至D,由 l_i, w_i 的三次曲线簇生成缺陷的1/4三维轮廓,由于对称性,直接生成缺陷的全部三维轮廓。

[0113] 由此,基于三次曲线模型,利用获取的几何参数进行拟合,从而重构缺陷的三维轮廓。相对于传统的通过复杂矩阵生成缺陷的三维轮廓的方法,本申请实施例的方法可以基于所获取的六个几何参数快速生成缺陷的三维轮廓,降低了复杂度,减少了反演的数据量,提高了重构的速度。

[0114] 此外,基于三次曲线模型来生成缺陷的三维轮廓,可以生成不同形状的缺陷,例如,类圆柱型、类椭球体型等等。

[0115] 作为示例,图10示出了两种缺陷形状的真实轮廓、重构轮廓和轮廓误差。如图10所示的结果表明,基于三次曲线模型的缺陷三维轮廓的重构具有比较高的精度,同时生成轮廓所需的计算时间很短。

[0116] 根据本申请实施例提出的对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法,通过采集磁化后待测管道的漏磁检测数据,提取漏磁检测数据中与待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数,基于特征参数,利用RBF神经网络获取待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数,基于几何参数,利用三次曲线模型生成待测管道的管道金属损失缺陷的三维轮廓,可以快速、高精度地从三轴漏磁信号中重构缺陷的三维轮廓。由此,解决了相关技术中的方法需要将管道内检测器放入管道内部,并在管道内部移动,操作复不便,不能适用于复杂情况的管道,检测效率和准确性较低等技术问题。

[0117] 其次参照附图描述根据本申请实施例提出的X对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的装置。

[0118] 图11为根据本申请实施例的对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的装置的示例图。

[0119] 如图11所示,该对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的装置10包括:采集模块100、提取模块200、获取模块300和生成模块400。

[0120] 采集模块100,用于采集磁化后待测管道的漏磁检测数据。

[0121] 其中,采集模块可以为一个或多个传感器,如霍尔传感器。

[0122] 提取模块200用于提取漏磁检测数据中与待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数。

[0123] 获取模块300,用于基于特征参数,利用RBF神经网络获取待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数。

[0124] 生成模块400,用于基于几何参数,利用三次曲线模型生成待测管道的管道金属损失缺陷的三维轮廓。

[0125] 可选地,在本申请的一个实施例中,提取模块具体用于,通过指数衰减信号模型提取漏磁检测数据中与待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数。

[0126] 可选地,在本申请的一个实施例中,还包括:表征模块,用于采用非线性最小二乘NLS算法估算用于表征漏磁检测数据在各个轴上的局部特征以及全局特征的特征参数。

[0127] 可选地,在本申请的一个实施例中,局部特征的特征参数包括表征漏磁检测数据的峰值大小以及峰值位置的特征参数;全局特征的特征参数包括表征漏磁检测数据的峰值衰减速率的特征参数。

[0128] 可选地,在本申请的一个实施例中,获取模块,具体用于,RBF神经网络根据特征参数进行特征参数与几何参数间的信息映射,以得到待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数。

[0129] 可选地,在本申请的一个实施例中,RBF神经网络包括输入层、输出层和隐含层;其中,输入层用于接收特征参数,输出层用于输出的几何参数,隐含层用于采用径向基函数RBF在特征参数和几何参数之间进行信息映射。

[0130] 可选地,在本申请的一个实施例中,几何参数包括最大长度 L 、最大宽度 W 、最大深度 D 、1/2最大深度对应的长度 L_D 、1/2最大长度对应的宽度 W_L ,以及1/2最大宽度对应的深度 D_W 中的一项或多项。

[0131] 需要说明的是,前述对对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法实施例的解释说明也适用于该实施例的对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的装置,此处不再赘述。

[0132] 根据本申请实施例提出的对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的装置,通过采集磁化后待测管道的漏磁检测数据,提取漏磁检测数据中与待测管道的金属损失缺陷的形状及其尺寸相关的特征参数,基于特征参数,利用RBF神经网络获取待测管道的管道金属损失缺陷的形状及其尺寸的几何参数,基于几何参数,利用三次曲线模型生成待测管道的管道金属损失缺陷的三维轮廓,可以快速、高精度地从三轴漏磁信号中重构缺陷的三维轮廓。由此,解决了相关技术中的方法需要将管道内检测器放入管道内部,并在管道内部移动,操作不便,不能适用于复杂情况的管道,检测效率和准确性较低等技术问题。

[0133] 图12为本申请实施例提供的电子设备的结构示意图。该电子设备可以包括:

[0134] 存储器1201、处理器1202及存储在存储器1201上并可在处理器1202上运行的计算机程序。

[0135] 处理器1202执行程序时实现上述实施例中提供的对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法。

[0136] 进一步地,电子设备还包括:

[0137] 通信接口1203,用于存储器1201和处理器1202之间的通信。

[0138] 存储器1201,用于存放可在处理器1202上运行的计算机程序。

[0139] 存储器1201可能包含高速RAM存储器,也可能还包括非易失性存储器(non-volatile memory),例如至少一个磁盘存储器。

[0140] 如果存储器1201、处理器1202和通信接口1203独立实现,则通信接口1203、存储器1201和处理器1202可以通过总线相互连接并完成相互间的通信。总线可以是工业标准体系结构(Industry Standard Architecture,简称为ISA)总线、外部设备互连(Peripheral Component Interconnection,简称为PCI)总线或扩展工业标准体系结构(Extended Industry Standard Architecture,简称为EISA)总线等。总线可以分为地址总线、数据总线、控制总线等。为便于表示,图12中仅用一条粗线表示,但并不表示仅有一根总线或一种类型的总线。

[0141] 可选的,在具体实现上,如果存储器1201、处理器1202及通信接口1203,集成在一块芯片上实现,则存储器1201、处理器1202及通信接口1203可以通过内部接口完成相互间的通信。

[0142] 处理器1202可能是一个中央处理器(Central Processing Unit,简称为CPU),或

者是特定集成电路 (Application Specific Integrated Circuit, 简称为ASIC), 或者是被配置成实施本申请实施例的一个或多个集成电路。

[0143] 本实施例还提供一种计算机可读存储介质, 其上存储有计算机程序, 其特征在于, 该程序被处理器执行时实现如上的对管道金属损失缺陷生成三维轮廓的方法。

[0144] 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申请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N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。

[0145] 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。在本申请的描述中, “N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。

[0146] 流程图中或在此以其他方式描述的任何过程或方法描述可以被理解为, 表示包括一个或更N个用于实现定制逻辑功能或过程的步骤的可执行指令的代码的模块、片段或部分, 并且本申请的优选实施方式的范围包括另外的实现, 其中可以不按所示出或讨论的顺序, 包括根据所涉及的功能按基本同时的方式或按相反的顺序, 来执行功能, 这应被本申请的实施例所属技术领域的技术人员所理解。

[0147] 应当理解, 本申请的各部分可以用硬件、软件、固件或它们的组合来实现。在上述实施方式中, N个步骤或方法可以用存储在存储器中且由合适的指令执行系统执行的软件或固件来实现。如, 如果用硬件来实现和在另一实施方式中一样, 可用本领域公知的下列技术中的任一项或他们的组合来实现: 具有用于对数据信号实现逻辑功能的逻辑门电路的离散逻辑电路, 具有合适的组合逻辑门电路的专用集成电路, 可编程门阵列 (PGA), 现场可编程门阵列 (FPGA) 等。

[0148] 本技术领域的普通技术人员可以理解实现上述实施例方法携带的全部或部分步骤是可以通过程序来指令相关的硬件完成, 所述的程序可以存储于一种计算机可读存储介质中, 该程序在执行时, 包括方法实施例的步骤之一或其组合。

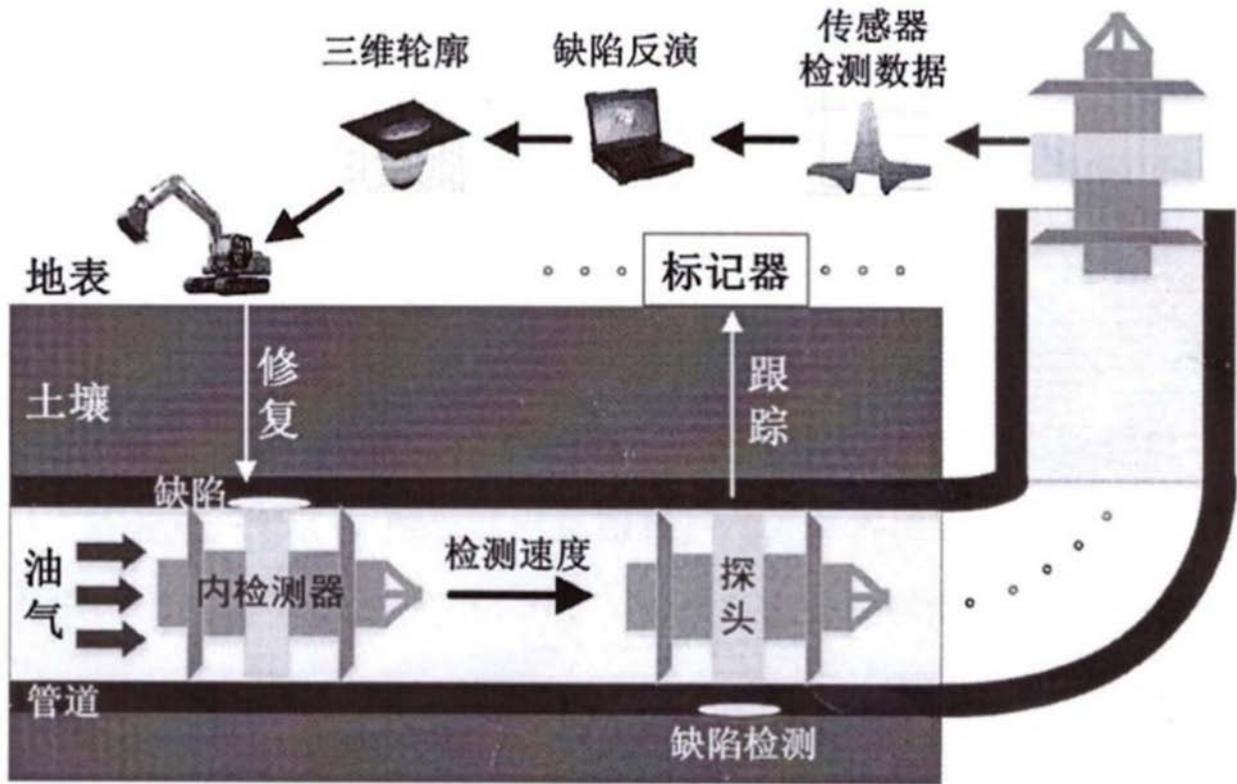


图1

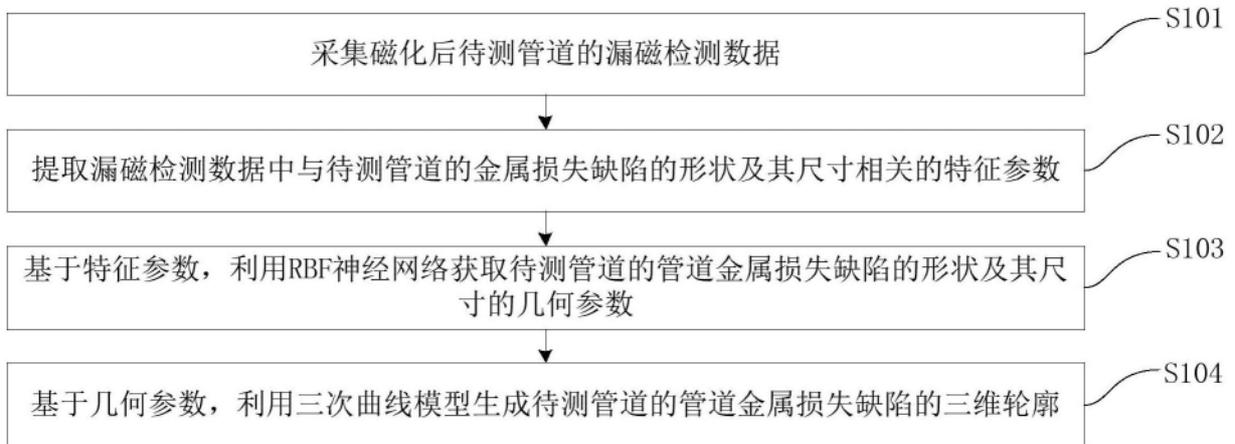


图2

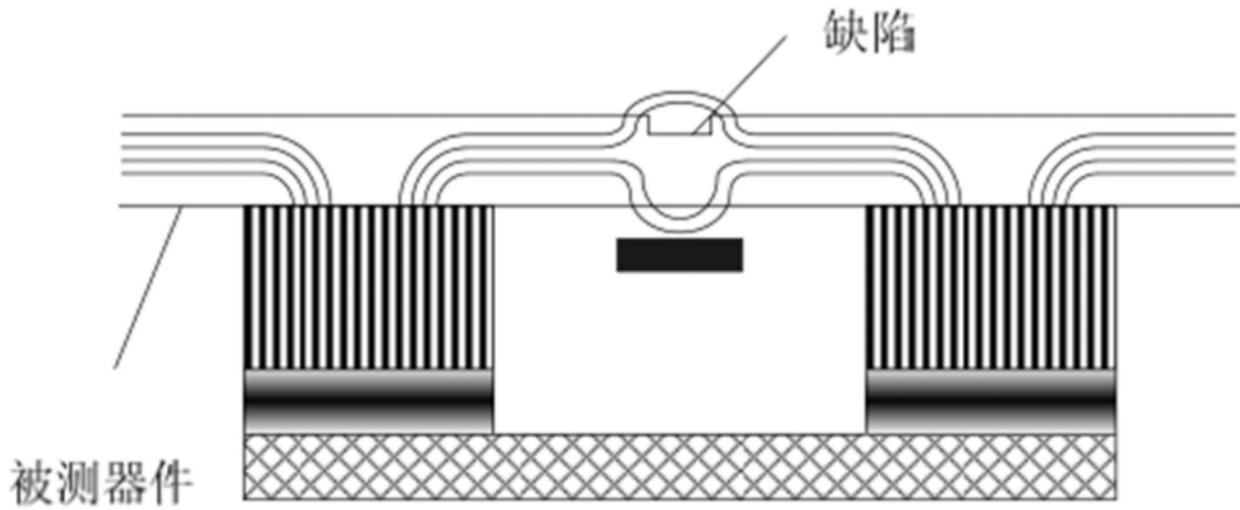


图3



图4

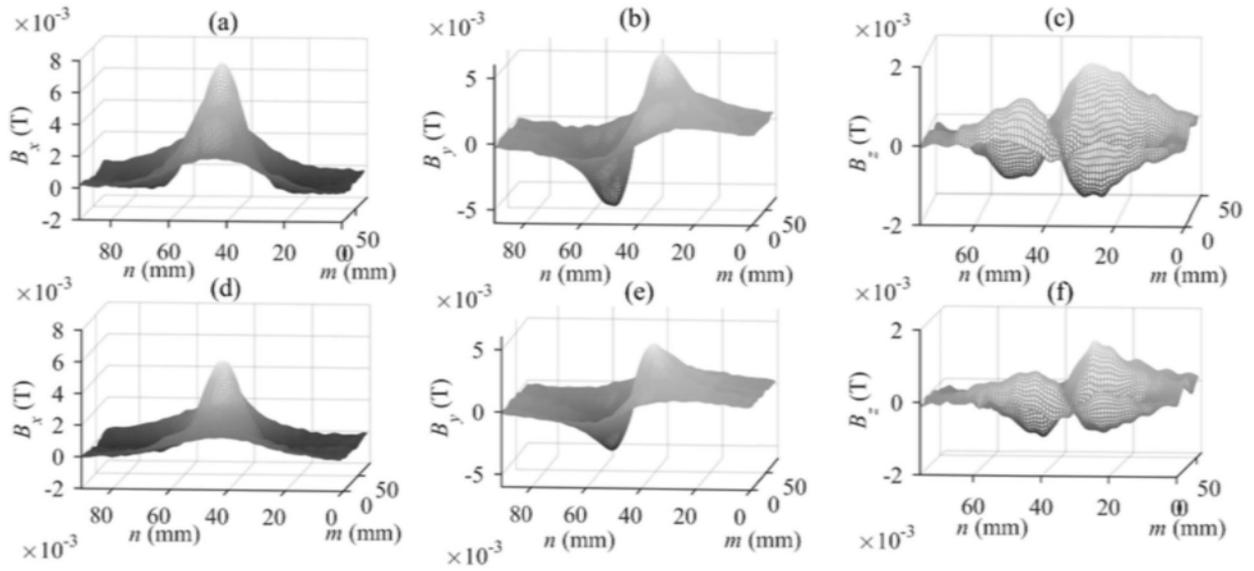


图5

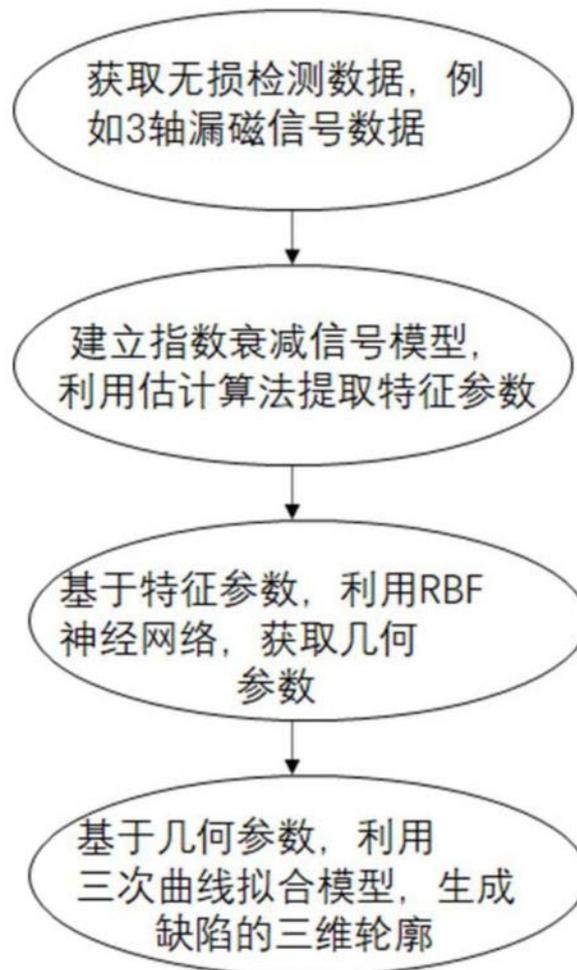


图6

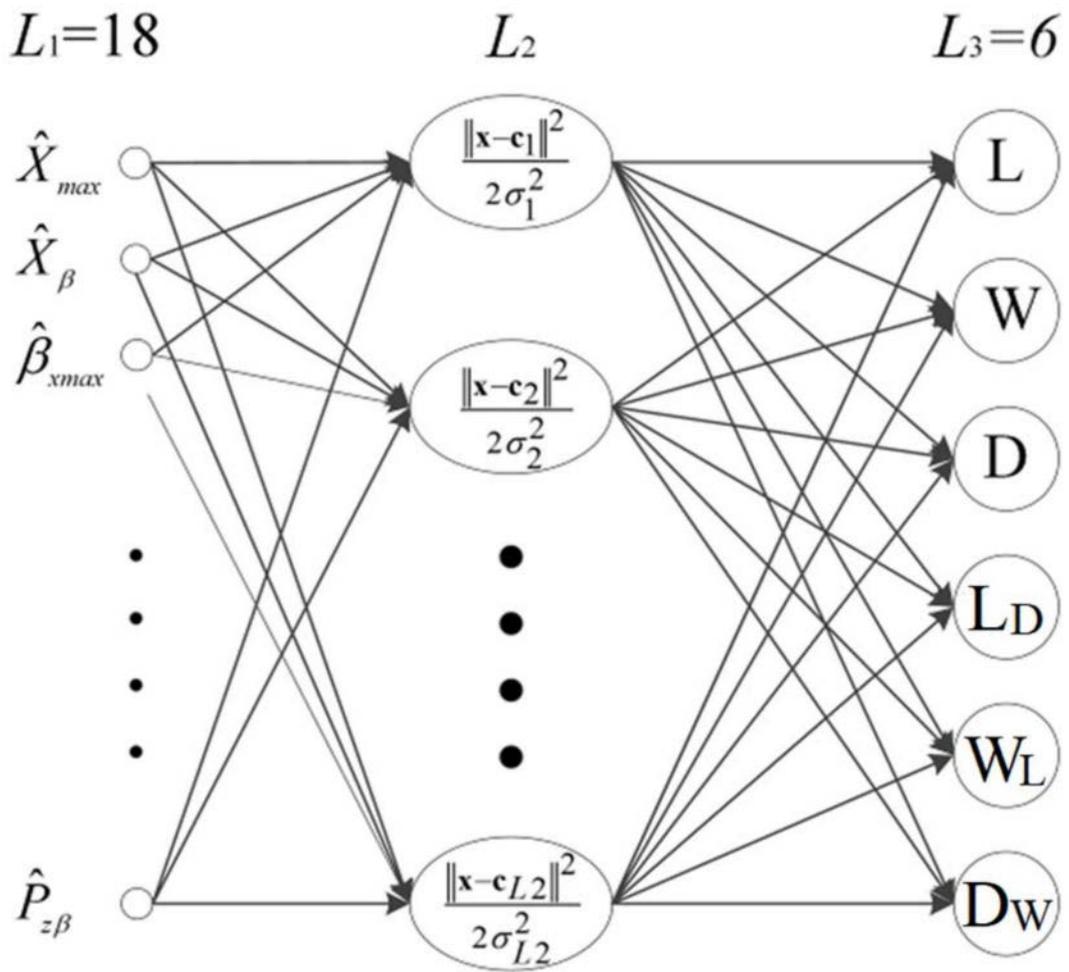


图7

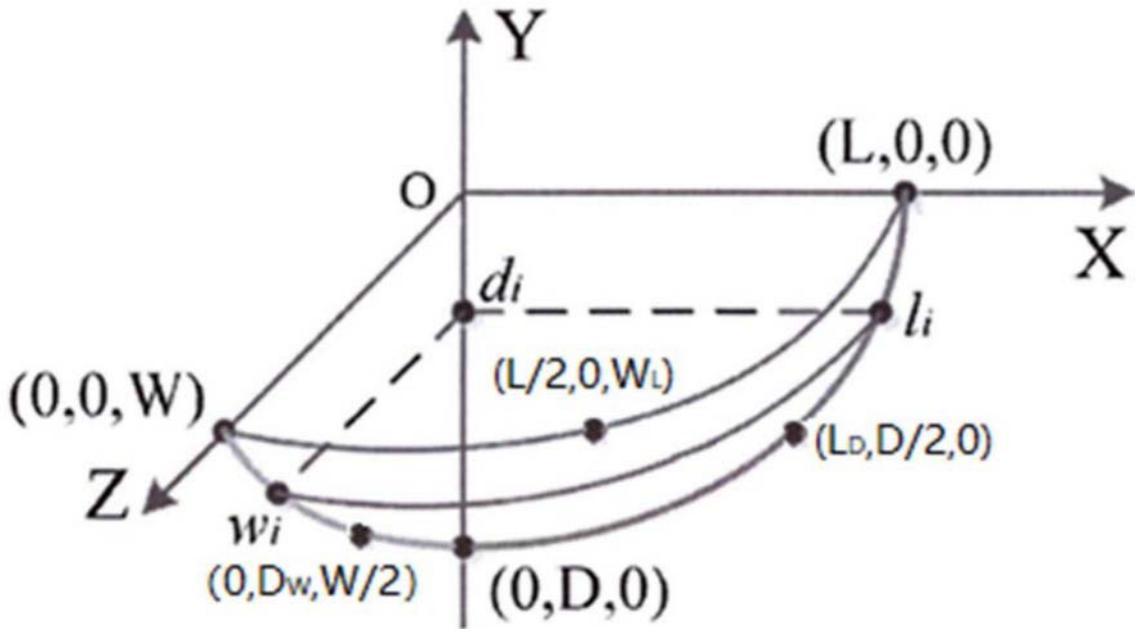


图8

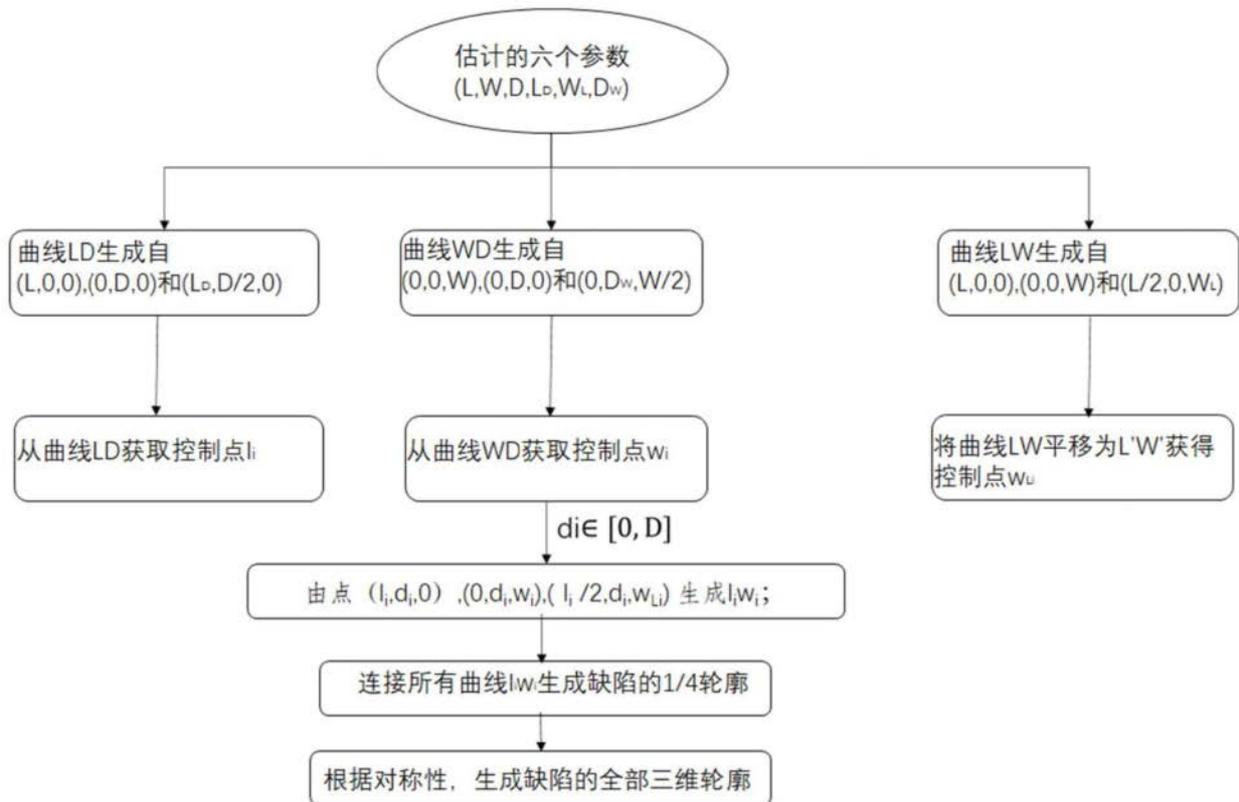


图9

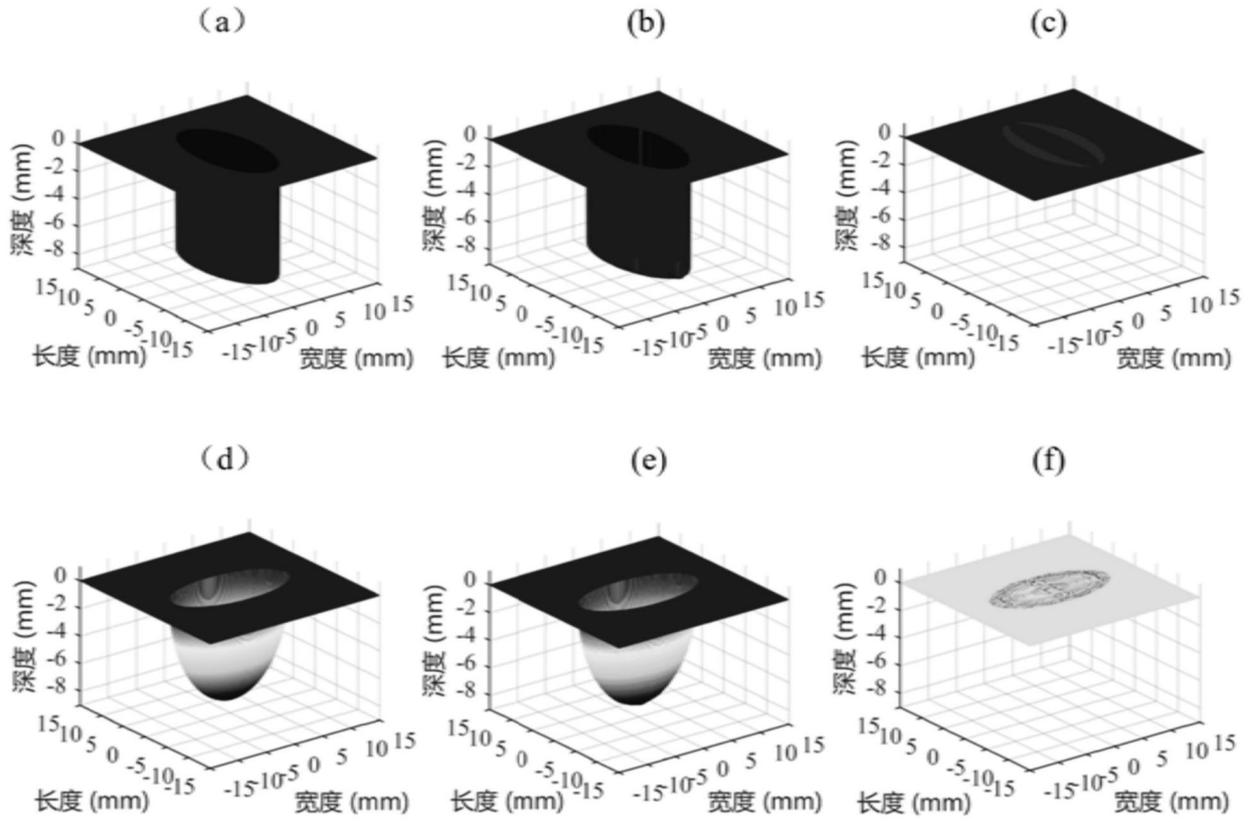


图10

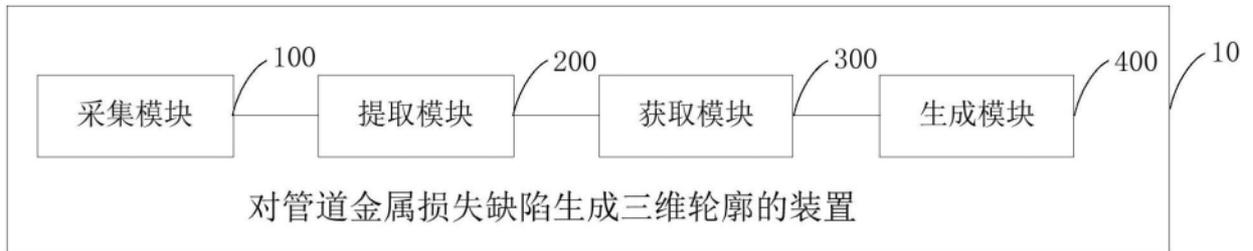


图11

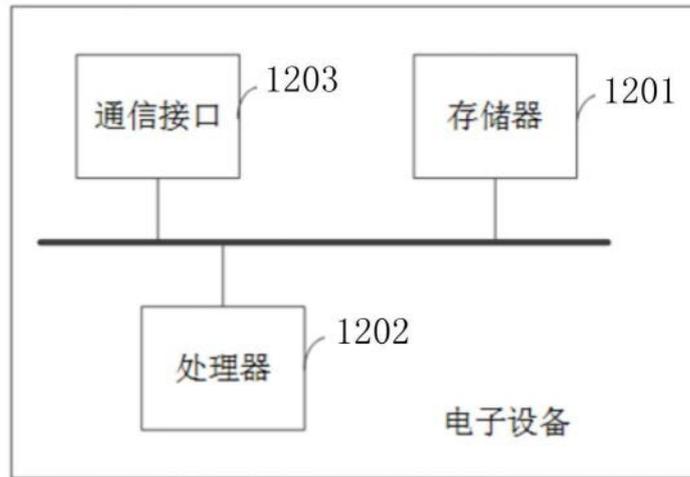


图12