

基于电磁层析成像的金属缺陷稀疏成像方法*

王琦^{1,2}, 崔莉莎^{1,2}, 汪剑鸣^{1,2}, 孙玉宽^{1,2}, 王化祥³

(1. 天津工业大学电子与信息工程学院 天津 300387; 2. 天津市光电检测技术与系统重点实验室 天津 300387;
3. 天津大学电气与自动化工程学院 天津 300072)

摘要:采用电磁层析成像 (electromagnetic tomography, EMT) 技术实现对金属缺陷的可视化, 克服了传统的检测技术无法对缺陷进行可视化的不足。首先设计了一种新型的平面 EMT 传感器, 其次根据缺陷分布的稀疏性, 提出了 l_1 正则化稀疏成像算法。该算法能够有效避免传统的 l_2 正则化算法带来的过度光滑的问题, 成像更加精确。最后为证明该算法相对于 l_2 正则化算法的优越性, 进行了仿真和实验。仿真和实验结果均表明 l_1 正则化稀疏成像算法能够有效提高缺陷图像的重建质量和精度。

关键词: 金属缺陷; 电磁层析成像; 稀疏性; l_1 正则化算法; l_2 正则化算法

中图分类号: TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4010

Defects detection based on electromagnetic tomography for sparse imaging method

Wang Qi^{1,2}, Cui Lisha^{1,2}, Wang Jianming^{1,2}, Sun Yukuan^{1,2}, Wang Huaxiang³

(1. School of Electronics and Information Engineering Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China; 2. Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Detection Technology and Systems, Tianjin 300387, China; 3. School of Electrical Engineering and Automation Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Electromagnetic tomography (EMT) technology is used to realize the visualization of metal defects, which overcomes the lack of visualization of traditional testing technology. Firstly, a new planar sensor is designed. Secondly, according to the sparsity of defect distribution, the l_1 regularized sparse imaging algorithm is proposed. The l_1 regularization algorithm effectively overcomes the excessive smooth problem associated with traditional l_2 regularization algorithm, whose imaging results are more accurate. Finally, in order to further prove the superiority of the new algorithm compared with l_2 regularization algorithm, the simulation and experiment are conducted. The results show that sparse imaging algorithm can effectively improve the quality and accuracy of the defects images.

Keywords: metal defects; electromagnetic tomography; sparsity; l_1 regularization; l_2 regularization

0 引言

随着我国经济的快速发展,对金属材料的需求也日益增加。金属材料在生产和加工过程中,会出现各种类型的缺陷。然而目前金属材料的检测手段比较落后,单纯依靠光学测量仪进行质检,对于常见的裂痕、气孔等内部缺陷无法检测。特别是在制造对尺寸精度要求高的器件时,这种现象就更加明显,因此金属缺陷的可视化检测是一个亟待解决的问题^[1-3]。电磁层析成像技术

(electromagnetic tomography, EMT) 是一种基于电磁原理的可视化技术,具有非接触、无辐射、成本低廉及便于连续监测等优点,在石油、化工、冶金及生物医学等领域中有广阔的应用前景^[3]。将该技术用于缺陷检测,通过传感器获取金属器件的信息,然后利用图像重建方法重建被测器件内部的电导率分布,对缺陷进行可视化显示,检测过程方便直观。本文采用 EMT 技术对金属缺陷进行检测,并设计了一款平面分布的传感器,利用该传感器对金属缺陷检测^[4],最后利用图像重建算法对缺陷进行重建。

图像重建为病态逆问题,具有严重不稳定性,求解不

适性问题广泛采用的方法是正则化。在实际应用中,超声波层析成像技术采用加权广义逆与杨文采正则化算法相结合的反演算法测混凝土内部的缺陷,可有效克服病态逆问题,但是该算法复杂度较高^[5]。在工业 CT 成像应用中使用 Tikhonov 正则化算法检测板件材料中的缺陷,该算法惩罚项采用 2 范数形式,通过对重建图像进行一定程度的平滑作用使重建结果趋于稳定,丧失了部分图像边缘的信息,所以图像精确度不高。而被测介质往往存在不连续,因此这类算法存在弊端^[6-7]。本文研究的对象是金属的缺陷,缺陷在整个图像中的分布是不连续和稀疏的,其中稀疏有两方面含义:1) 缺陷存在的概率相对较低;2) 缺陷在整个待测试件中占的面积比较小。对于稀疏分布的信号,使用基于 2 范数的正则化算法重建图像边界模糊,图像精度不高^[8-10]。针对该问题,本文采用了基于 1 范数的 l_1 正则化稀疏成像算法,该算法使用 1 范数作为惩罚项,能很好的保留边缘的尖锐性和图像的突变性^[8]。因此本文重点研究 l_1 正则化稀疏成像算法在重建缺陷图像方面的性能。

1 用于金属缺陷检测的 EMT 系统构建

EMT 是基于电磁感应原理,在电磁传感器线圈上施加激励将会产生激励磁场,同时被测的导电物场将会产生感应磁场,通过被测物场边界的检测线圈可获得被测物场电导率变化的信息,进而利用该信息重建被测物场的空间分布图像。

实际实验中所使用的基于金属缺陷检测的 EMT 系统由信号源模块、传感器(线圈阵列)、数据采集系统、多路选通模块和上位机 5 个部分组成,其结构框图如图 1 所示。

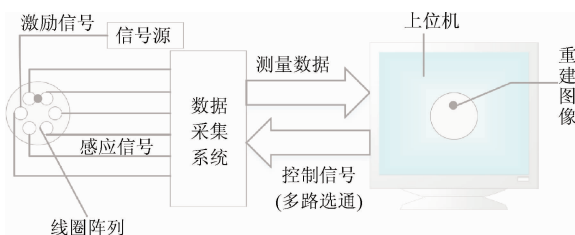


图 1 用于金属缺陷检测的 EMT 系统结构

Fig. 1 EMT system structure for metal defects detection

根据图 1 搭建的用于金属缺陷检测的 EMT 系统如图 2 所示,其各个功能模块与图 1 是对应的。工作过程如下:由信号源模块产生一个幅值频率一定的正弦信号作为激励信号,在传感器线圈上施加该激励信号,由电磁感应原理可知,被测敏感场空间将会产生激励磁场,而位于敏感场空间中的具有电导率的媒质在激励磁场的作用下,会在位于敏感场空间边界上的检测线圈中产生感应信号,高速采集模块(数据采集系统)采集到感应信号通

过多路选通模块将相应的感应信号送到上位机,上位机利用图像重建算法显示物场内缺陷的分布情况。

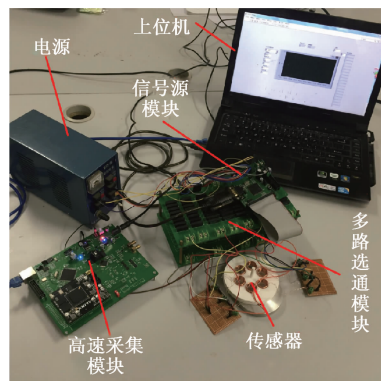


图 2 实际用于金属缺陷检测的 EMT 系统

Fig. 2 The practical EMT system structure for metal defects detection

传感器的核心部分,本文在传统传感器的基础上,设计了如图 3 所示的平面传感器阵列。该传感器阵列由 6 个平行的线圈构成,6 个线圈呈“O”型排列,高度均为 10 mm,匝数为 100 匝,半径为 8 mm,线圈中心距传感器中心的距离为 24 mm。传感器的测量范围为图 3 中虚线内部。线圈之间相互平行,且与被测金属零件表面平行,由法拉第电磁感应定律可知平行的条件下获得的磁通量最大,产生的互感信号最强,测量到的感应电压幅值最大,因此可有效提高测量的精度。传感器在测量时,每次可获得传感器测量范围内的电导率分布情况。由于缺陷内部主要由空气构成,与金属电导率差别较大,因此可以通过电导率分布可判断该区域内缺陷分布情况。相对于传统逐点扫描的传感器,新传感器的测量速度明显提高。

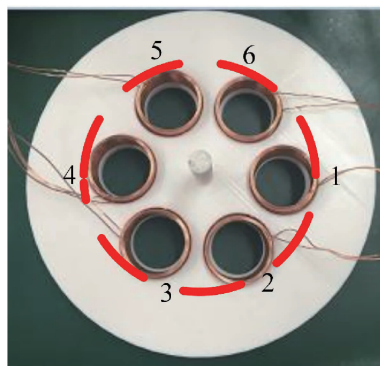


图 3 六线圈传感器

Fig. 3 Sensor with 6 coils

测量时将传感器置于待测金属上,本文使用的待测对象是铝盘。传感器线圈到铝盘的距离为 3 mm。首先将没有缺陷的铝盘置于传感器下方,获得空场的测量数据,然后将有缺陷的铝盘置于传感器的测量范围内,获得有缺陷

的物场的测量数据。将空场数据和物场的测量数据相减作为重建图像的数据,最后由上位机利用重建算法进行缺陷图像重建,即可获得传感器测量范围内金属缺陷的分布图像。

2 金属缺陷 EMT 系统成像数学模型

EMT 系统数学模型可表示为:

$$\boldsymbol{v} = \boldsymbol{F}(\boldsymbol{\sigma}) \quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{\sigma} \in \mathbf{R}^N$ 代表电导率的分布, $\boldsymbol{v} \in \mathbf{R}^M$ 代表传感器线圈测得的感应电压值, \boldsymbol{F} 是由 EMT 系统决定的非线性函数^[11], 只要 \boldsymbol{F} 和 $\boldsymbol{\sigma}$ 已知, 就可以计算出电压 \boldsymbol{v} 。通常将式(1)用截断的泰勒展开式来描述, 如式(2)所示。

$$\boldsymbol{v} = \boldsymbol{F}(\boldsymbol{\sigma}) \approx \boldsymbol{F}(\boldsymbol{\sigma}_0) +$$

$$\left. \frac{\partial \boldsymbol{F}}{\partial \boldsymbol{\sigma}} \right|_{\boldsymbol{\sigma}_0} (\boldsymbol{\sigma} - \boldsymbol{\sigma}_0) + o(\|\boldsymbol{\sigma} - \boldsymbol{\sigma}_0\|_2) \quad (2)$$

式中: $\boldsymbol{\sigma}_0$ 代表无缺陷标准金属试件的电导率分布, 即空场电导率分布。 $\boldsymbol{\sigma}$ 代表待测金属试件的电导率分布。 $\frac{\partial \boldsymbol{F}}{\partial \boldsymbol{\sigma}}$

被称作灵敏度, 其物理意义为被测场电导率变化引起的感应线圈上的电压的变化率。目前, 灵敏度求解经常使用的方法有经验公式法、解析法、实验扰动法以及计算扰动法等^[12]。本文利用解析法在空场的条件下获取电导率的灵敏度矩阵。计算公式为:

$$S_{ij} = \boldsymbol{E}_i \cdot \boldsymbol{E}_j \quad i \neq j \quad (3)$$

式中: \boldsymbol{E}_i 和 \boldsymbol{E}_j 分别代表 i j 线圈单独激励形成的电场强度分布矢量, 将两者点乘即可获得相应线圈组合的电导率灵敏度。循环激励即可求得完整的灵敏度矩阵^[12-13]。

当电导率变化充分小时, 可将式(2)简化成式(4)。

$$\boldsymbol{v} - \boldsymbol{F}(\boldsymbol{\sigma}_0) = \boldsymbol{S}(\boldsymbol{\sigma} - \boldsymbol{\sigma}_0) \quad (4)$$

式中: $\boldsymbol{S} = \frac{\partial \boldsymbol{F}}{\partial \boldsymbol{\sigma}} \in \mathbf{R}^{M \times N}$, 代表灵敏度矩阵。

可将式(4)进一步简化成:

$$\boldsymbol{B} = \boldsymbol{S}\boldsymbol{G} \quad (5)$$

式中: \boldsymbol{B} 代表由于电导率变化导致的电压的变化量, \boldsymbol{G} 代表重建图像中电导率分布的像素值。

3 基于 EMT 的金属缺陷重建算法

EMT 的图像重建问题为在已知测量数据和灵敏度矩阵情况下, 求解电导率的分布, 即求解方程(5)的过程。由于图像重建问题的病态性、软场特性, 灵敏度矩阵 \boldsymbol{S} 既非方阵又不满秩, 无法直接求逆。传统的 Tikhonov 正则化是基于 l_2 正则化的算法^[14-15], 获得的解在一定程度上会对重建图像产生平滑效果, 对于突变和边缘部分区域的成像效果不佳。而缺陷在整个图像中的分布是稀疏的, 因此传统的 l_2 正则化算法不适合缺陷图像的重

建。根据缺陷的稀疏特性, 本文提出了基于 1 范数的 l_1 正则化算法, 可削弱重建图像的平滑过渡^[9], 对边缘和突变重建结果更加精确, 更加适合缺陷图像的重建, 因此本章将重点介绍 l_1 正则化算法。

3.1 正则化算法

利用正则化算法进行求解时, 一般将式(5)转化为目标函数:

$$\text{minimize } \|\boldsymbol{S}\boldsymbol{G} - \boldsymbol{B}\|_2^2 + \alpha \|\boldsymbol{L}\boldsymbol{G}\|_2^2 \quad (6)$$

式中: \boldsymbol{L} 为正则化矩阵, 在此取单位矩阵 \boldsymbol{I} , α 是正则化参数, $\|\cdot\|_2$ 代表 2 范数, $\|\boldsymbol{L}\boldsymbol{G}\|_2^2$ 为原问题增加的惩罚项, 惩罚项为 2 范数的正则化通常称为 l_2 正则化^[11]。利用 l_2 正则化算法求解病态问题时, 会在一定程度上对图像起到平滑作用, 对边缘、突变等介质不连续区域成像效果差。然而缺陷通常会导致介质的不连续分布, 因此 l_2 正则化的算法并不适合缺陷图像的重建。 l_1 正则化算法将惩罚项由传统的 2 范数变为 1 范数, 如式(7)所示。

$$\text{minimize } \|\boldsymbol{S}\boldsymbol{G} - \boldsymbol{B}\|_2^2 + \alpha \|\boldsymbol{G}\|_1 \quad (7)$$

式中: $\|\cdot\|_1$ 代表 1 范数, 该惩罚项的惩罚作用对解中所有的元素是相同的, 对重建非平滑图像非常有效, 可明显削弱重建图像的平滑过渡, 对边缘和突变都能很好地进行检测与重建。

3.2 求解 l_1 正则化的方法

为了求得最小化目标函数(7)的解, 需要对目标函数两边求导, 因此目标函数必须是可微的。而式(7)中的惩罚项是不可微的^[10], 不能用传统求导的方法求解。可证明式(7)为凸函数^[16], 从而将原问题转化为线性不等式约束的凸二次问题。

$$\text{minimize } \|\boldsymbol{S}\boldsymbol{G} - \boldsymbol{B}\|_2^2 + \alpha \sum_{i=1}^n u_i$$

$$\text{subject to } -\boldsymbol{G}_i \leq \boldsymbol{u}_i \leq \boldsymbol{G}_i \quad i = 1, \dots, n \quad (8)$$

式中: 变量 $\boldsymbol{u} \in \mathbf{R}^n$, $\boldsymbol{G} \in \mathbf{R}^n$, 可运用对数障碍(log-barrier)法求解式(8)。这里引入对数障碍函数, 对于边界约束 $-\boldsymbol{G}_i \leq \boldsymbol{u}_i \leq \boldsymbol{G}_i$, 转化成对数障碍函数为:

$$\Phi(\boldsymbol{G}, \boldsymbol{u}) = - \sum_{i=1}^n \log(\boldsymbol{u}_i + \boldsymbol{g}_i) - \sum_{i=1}^n \log(\boldsymbol{u}_i - \boldsymbol{g}_i) \quad (9)$$

式中: $\Phi(\boldsymbol{G}, \boldsymbol{u})$ 为对数障碍函数^[11]。则式(8)转化成拉格朗日对偶形式为:

$$\min \Phi_t(\boldsymbol{G}, \boldsymbol{u}) = t \|\boldsymbol{S}\boldsymbol{G} - \boldsymbol{B}\|_2^2 + t \sum_{i=1}^n \alpha u_i + \Phi(\boldsymbol{G}, \boldsymbol{u}) \quad (10)$$

式中: t 为拉格朗日乘子^[17]。

运用牛顿法求解最小化问题(10), 搜索方向为:

$$\boldsymbol{H} \begin{bmatrix} \Delta \boldsymbol{G} \\ \Delta \boldsymbol{u} \end{bmatrix} = -\boldsymbol{\beta} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{H} = \nabla^2 \Phi(\mathbf{G}, \mathbf{u}) \in \mathbf{R}^{2n \times 2n}$ 为海塞矩阵, $\boldsymbol{\beta} = \nabla \Phi(\mathbf{G}, \mathbf{u}) \in \mathbf{R}^{2n}$ 是当前迭代次数下 (\mathbf{x}, \mathbf{u}) 的梯度向量^[17-18]。根据式(10)和(11), \mathbf{H} 和 $\boldsymbol{\beta}$ 可分解为:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 2t\mathbf{S}^T\mathbf{S} + \mathbf{D}_1 & \mathbf{D}_2 \\ \mathbf{D}_2 & \mathbf{D}_1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta}_1 \\ \boldsymbol{\beta}_2 \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{2n} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{D}_1 = \text{diag}\left(\frac{2(\mathbf{u}_1^2 + \mathbf{g}_1^2)}{(\mathbf{u}_1^2 - \mathbf{g}_1^2)}, \dots, \frac{2(\mathbf{u}_n^2 + \mathbf{g}_n^2)}{(\mathbf{u}_n^2 - \mathbf{g}_n^2)}\right) \in \mathbf{R}^{n \times n}$,

$\mathbf{D}_2 = \text{diag}\left(\frac{-4\mathbf{u}_1\mathbf{g}_1}{(\mathbf{u}_1^2 - \mathbf{g}_1^2)^2}, \dots, \frac{-4\mathbf{u}_n\mathbf{g}_n}{(\mathbf{u}_n^2 - \mathbf{g}_n^2)^2}\right) \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $\boldsymbol{\beta}_1 =$

$$2t\mathbf{S}^T(\mathbf{S}\mathbf{G} - \mathbf{B}) + \begin{bmatrix} 2\mathbf{G}_1/(\mathbf{u}_1^2 - \mathbf{g}_1^2) \\ \vdots \\ 2\mathbf{G}_n/(\mathbf{u}_n^2 - \mathbf{g}_n^2) \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^n, \boldsymbol{\beta}_2 = t\lambda\mathbf{I} +$$

$$\begin{bmatrix} 2\mathbf{u}_1/(\mathbf{u}_1^2 - \mathbf{g}_1^2) \\ \vdots \\ 2\mathbf{u}_n/(\mathbf{u}_n^2 - \mathbf{g}_n^2) \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^n.$$

则式(11)可以转化为:

$$\begin{bmatrix} 2t\mathbf{A}^T\mathbf{A} + \mathbf{D}_1 & \mathbf{D}_2 \\ \mathbf{D}_2 & \mathbf{D}_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\mathbf{G} \\ \Delta\mathbf{u} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta}_1 \\ \boldsymbol{\beta}_2 \end{bmatrix} \quad (13)$$

由于精确求解式(13)比较困难,利用 $\Delta\mathbf{G}$ 表示 $\Delta\mathbf{u}$, 进一步简化后可得到:

$$\Delta\mathbf{u} = \mathbf{D}_1^{-1}(-\mathbf{G}_2 - \mathbf{D}_2\Delta\mathbf{G}) \quad (14)$$

则式(13)可以简化为:

$$(2t\mathbf{A}^T\mathbf{A} + \mathbf{D}_1 - \mathbf{D}_2\mathbf{D}_1^{-1}\mathbf{D}_2)\Delta\mathbf{x} = \mathbf{D}_2\mathbf{D}_1^{-1}\boldsymbol{\beta}_2 - \boldsymbol{\beta}_1 \quad (15)$$

求解式(15)的搜索方向由 CG 算法获得。牛顿迭代的最终表示为:

$$\mathbf{G}_{k+1} = \mathbf{G}_k + \Delta\mathbf{G} \quad (16)$$

式中: k 为迭代次数。

3.3 惩罚参数 α 的选择

l_1 和 l_2 正则化算法均需要选择参数 α 。对于 l_2 正则化算法,最优解仅在 $\alpha \rightarrow \infty$ 时收敛。对于 l_1 正则化,根据凸优化的一阶最优条件^[19],可运用次微分法得到最优解收敛时 α 的上界。

$$\alpha \geq \|2\mathbf{S}^T\mathbf{B}\|_{\infty} \quad (17)$$

式中: $\|\cdot\|_{\infty}$ 为无穷范数, $\|2\mathbf{S}^T\mathbf{B}\|_{\infty} = \max_i |(2\mathbf{S}^T\mathbf{B})_i|$, 从式(17)可看出 l_1 正则化参数 α 是有限值,能够防止 α 选取过大。本文通过 L 曲线的方法求得 α 的最优解^[20], 虽耗费时间较长,但计算结果比较精确。

4 仿真结果及分析

为了对比不同算法在金属缺陷可视化检测中的成像效果,本文利用 COMSOL Multiphysics 软件对 EMT 系统进行仿真实验。根据第 1 节设计的 EMT 系统,建立的仿真模型如图 4 所示。传感器阵列是由 6 个半径为 8 mm

的线圈构成,线圈匝数均为 100 匝,设置激励信号为峰峰值为 10 V_{pp} 、频率为 30 kHz 的正弦信号。根据一般 EMT 系统的噪声等级,在仿真中加入 $\pm 1\%$ 的高斯噪声,用来模拟真实环境中的噪声。图中虚线代表传感器的检测范围,每个线圈既可以做激励线圈,也可以做检测线圈。当一个线圈做激励线圈时,其余的 5 个线圈作为检测线圈,循环测量,可获取个测量数据。

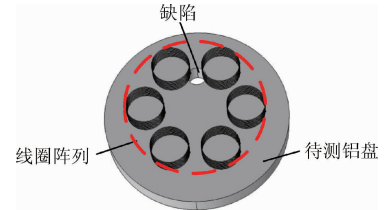


图 4 EMT 系统仿真模型

Fig. 4 Simulation model of EMT system

使用 l_1 正则化和 l_2 正则化两种算法对不同大小的缺陷进行了图像重建,缺陷的具体大小和位置如图 5 所示。图 5 中第 1 列是仿真模型,深灰色小圆代表缺陷,外面的虚线为传感器的检测范围,最外面的浅灰色大圆代表铝盘。缺陷半径从上到下依次为 5、4、3 mm。第 2 列为电导率的真实分布,第 3 列为 l_2 正则化算法重建结果,第 4 列为 l_1 正则化算法重建结果。第 3 列和第 4 列重建图像中的白色实线小圆代表缺陷的真实形状、尺寸和位置,重建结果中不同的颜色代表不同的电导率。越接近黑色代表电导率越高,越接近白色代表电导率越低。由于缺陷的主要成分是空气,电导率较低,铝盘电导率较高,因此图中接近白色的部分反映的是缺陷的分布情况,接近黑色的部分反映的是没有缺陷的情况。

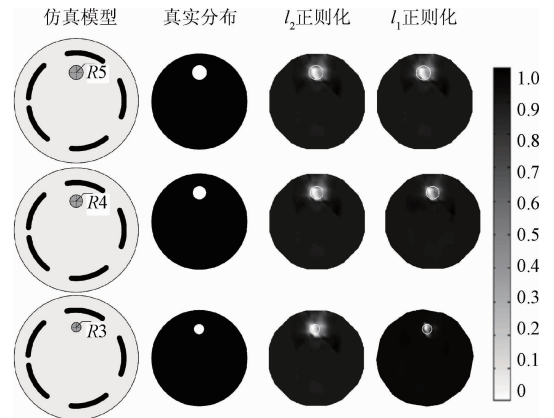


图 5 不同大小缺陷的重建结果

Fig. 5 Reconstruction results of different sizes defects

由图 5 可以看出,对于大小不同的缺陷, l_1 正则化和 l_2 正则化算法重建结果均可较好的反映缺陷的位置,且大致可以判断出缺陷的大小、形状。具体来看,当缺陷的

半径为 5 mm 时, l_1 正则化和 l_2 正则化算法的重建结果比较相似。当缺陷的尺寸为 4 mm 时, l_1 正则化算法重建的缺陷尺寸比 l_2 正则化算法更加接近缺陷的实际尺寸。当缺陷的尺寸为 3 mm 时, l_1 正则化算法的重建的缺陷尺寸也随之减小, 相对于 l_2 正则化算法的重建结果, l_1 正则化算法的重建结果更加接近缺陷的真实尺寸。当缺陷的尺寸逐渐减小时, l_1 正则化算法重建图像中缺陷的尺寸也逐渐变小, 然而 l_2 正则化算法对缺陷的大小变化并不敏感。可见 l_1 正则化算法对缺陷的尺寸变化比较敏感, 重建结果比较接近缺陷的真实分布。

为了对两种不同算法的重建结果进行定量比较, 这里引入了重建图像相对误差的概念, 定义为:

$$RE = \frac{\|G - G^*\|_2}{\|G\|_2} \quad (18)$$

式中: G^* 为重建图像的电导率分布, G 为电导率的真实分布。

将图 5 中真实电导率分布作为 G , l_1 正则化算法与 l_2 正则化算法重建的电导率分布分别作为 G^* , 代入式(18)计算获得不同缺陷尺寸条件下两种算法的重建图像相对误差, 如图 6 所示。

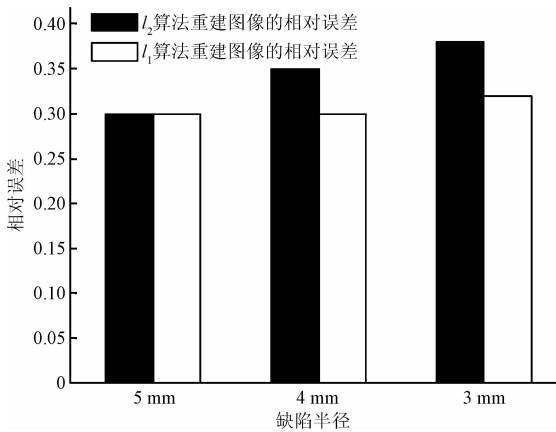


图 6 两种算法对不同大小缺陷重建图像的相对误差
Fig. 6 Relative errors of the reconstructed image used two algorithms for different size of defects

从图 6 可以看出, 随着缺陷尺寸的减小, l_1 正则化重建图像的相对误差明显要比 l_2 正则化算法重建图像的相对误差低。因此可以得出 l_1 正则化算法对缺陷的尺寸变化比较敏感, 更加适合对缺陷图像进行重建。

以上研究了单个缺陷的图像重建情况, 下面对多个缺陷的情况进行讨论, 如图 7 所示, 第 1 列为仿真模型, 从上到下依次是 2、3、4 个缺陷, 缺陷的大小均为 4 mm, 第 2 列为缺陷的真实分布, 第 3 列和第 4 列分别为 l_1 正则化和 l_2 正则化算法的重建结果, 图中黑色实线圆代表缺陷的真实形状、尺寸和位置。

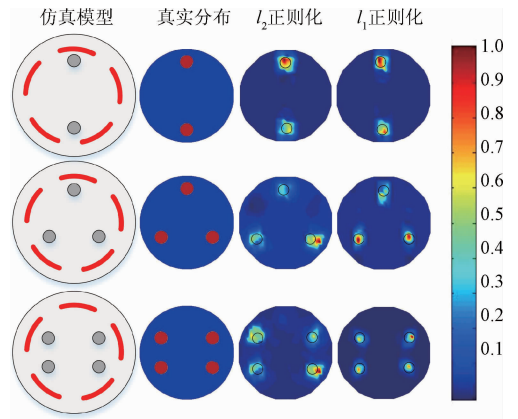


图 7 多个缺陷的重建结果

Fig. 7 Reconstruction results of multiple defects

由图 7 可以看出, l_1 正则化算法和 l_2 正则化算法的重建结果均能够对缺陷的位置和个数进行很好的反映, 但是 l_2 正则化算法重建的缺陷边界的伪影和干扰非常严重。 l_1 正则化算法重建的缺陷效果相对于 l_2 正则化算法, 边界较为清晰, 伪影较少, 重建的结果更加接近缺陷的真实尺寸。

与图 6 的获取方法相似, 将图 7 中真实电导率分布作为 G , l_1 正则化算法与 l_2 正则化算法重建的电导率分布分别作为 G^* , 代入式(18)计算获得不同缺陷个数条件下两种算法的重建图像相对误差, 如图 8 所示。

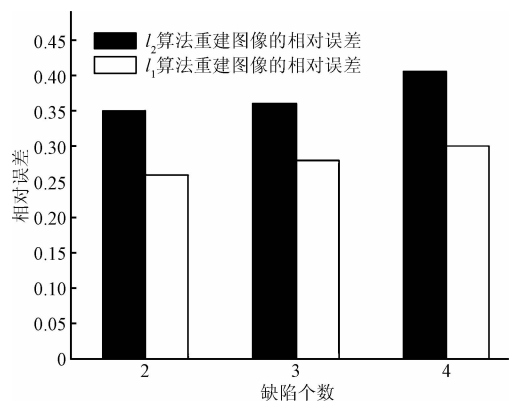


图 8 两种算法对多个缺陷的重建图像的相对误差
Fig. 8 Relative errors of the reconstructed image used two algorithms for multiple defects

从图 8 可以看出, 在重建多个缺陷方面, l_1 正则化算法重建的图像的相对误差要比 l_2 正则化算法低。综上可充分证明 l_1 正则化算法比 l_2 正则化算法更加适合对缺陷进行重建。

5 实验验证

为了进一步验证 l_1 正则化算法在重建缺陷图像方面的有效性和可行性,进行了缺陷检测的实验。在实验中,待测对象为直径 7.9 cm,厚度 1 cm 的铝盘,如图 9 所示。其中图 9(a) 所示为标准铝盘,作为实验的空场测量对象;图 9(b) 所示为有缺陷的铝盘;实验系统如第 1 节所描述的,系统的设置与仿真中一致。测量时,首先把标准铝盘放置在传感器下方,铝盘到传感器距离约为 3 mm,测得空场数据。再把有缺陷的铝盘放置在传感器下方,使得缺陷位于传感器检测范围内,获得物场数据。

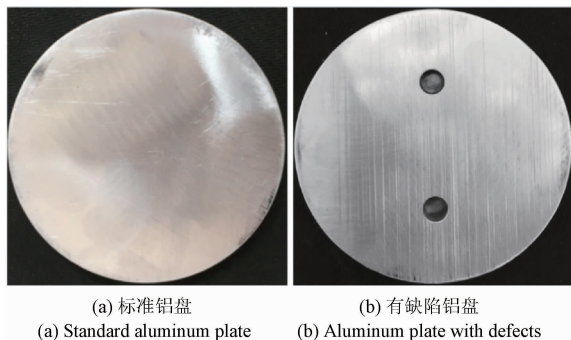


图 9 实验中的待测对象

Fig. 9 The test object in the experiment

利用 l_1 正则化和 l_2 正则化算法对实验数据进行图像重建,重建的结果如图 10 所示。

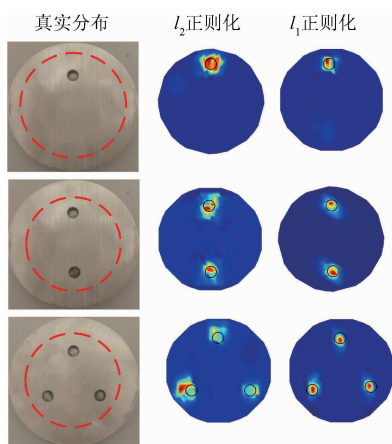


图 10 实验数据的重建结果对比

Fig. 10 Comparison of reconstruction results of experimental data

图 10 中第 1 列是有缺陷的铝盘,第 2 列和第 3 列分别是两种算法的重建结果,实际的缺陷半径均为 4 mm,图中黑色实线圆代表的是实际缺陷分布的形状、大小和位置,与最左侧的实际铝盘上缺陷分布一致。从实验数据的重建结果来看, l_2 正则化算法和 l_1 正则化算法都能对缺陷位置进行很好的重建,但是 l_2 正则化算法重建的缺陷尺寸与真实尺寸存在较大偏差,噪声和伪影都比较严重,边界模糊,不能准确反映真实缺陷的大小。利用 l_1 正则化算法获得的缺陷的重建图像相对于 l_2 正则化算法来说,尺寸上更加接近缺陷的真实大小,误差更小。实验结果与仿真结果基本一致,充分证明了 l_1 正则化算法在重建缺陷图像方面的可行性和优越性。

6 结 论

本文采用电磁层析成像技术实现对金属缺陷的可视化检测。首先设计了一款新型的传感器,搭建了用于缺陷检测的 EMT 系统。针对缺陷稀疏分布的特性,提出了 l_1 正则化算法。利用 COMSOL Multiphysics 构建仿真系统模型,使用 l_1 正则化算法和 l_2 正则化算法对仿真数据进行缺陷图像重建。为进一步证明 l_1 正则化算法在重建缺陷图像方面的可行性,进行了缺陷检测实验。实验和仿真的重建结果一致,均表明 l_1 正则化的稀疏成像算法比 l_2 正则化算法重建结果精确,更加适合对缺陷图像的重建。

参考文献

- [1] 吴挺,鲁少辉,韩旺明,等. 基于主动式全景视觉传感器的管道内部缺陷检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10):2258-2264.
WU T, LU SH H, HAN W M, et al. In-pipe internal defect inspection method based on active stereo omnidirectional vision sensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10):2258-2264.
- [2] 钦峰,谢国利. 电磁超声换能器金属缺陷探测有限元仿真研究[J]. 电子测量技术, 2016, 39(7):39-43.
QIN F, XIE G L. FE simulation study on detecting steel defects using EMAT [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(7):39-43.
- [3] 王超,高鹏. 基于 GMR 的电磁无损检测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(6):783-792.
WANG CH, GAO P. Study of GMR based on electromagnetic nondestructive testing [J]. Journal of

- Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(6):783-792.
- [4] MA L, WEI H Y, SOLEIMANI M. Planar magnetic induction tomography for 3D near subsurface imaging [J]. Progress in Electromagnetics Research-Pier, 2013, 138(10):65-82.
- [5] 陈鹏, 韩德来, 蔡强富, 等. 电磁超声检测技术的研究进展[J]. 国外电子测量技术, 2012, 31(11):18-21.
CHEN P, HAN D L, CAI Q F, et al. Research progress in electromagnetic acoustic testing [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2012, 31(11):18-21.
- [6] 王琦, 张荣华, 王金海, 等. 基于压缩感知的ECT/CT双模融合系统成像方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(6):1338-1346.
WANG Q, ZHANG R H, WANG J H, et al. Image reconstruction method based on compressive sensing for ECT/CT dual modality fusion system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(6):1338-1346.
- [7] 柯丽, 刘欢, 杜强, 等. 基于滤波反投影的脑磁感应迭代重建算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(11):2445-2451.
KE L, LIU H, DU Q, et al. Study on iterative reconstruction algorithm for brain magnetic induction based on filtered back-projection[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(11):2445-2451.
- [8] HAN M, ZHANG C. Spectral-spatial classification of hyperspectral image based on discriminant sparsity preserving embedding [J]. Neurocomputing, 2017, 243(6):133-141.
- [9] MARKOPOULOS P P, KUNDU S, CHAMADIA S, et al. Efficient l_1 -Norm principal-component analysis via bit flipping [J]. Computer Science, 2016, 65(16):4252-4264.
- [10] 张玲玲, 王化祥, 范文茹. 基于1范数的电阻层析成像图像重建算法[J]. 天津大学学报, 2011, 44(9):786-790.
ZHANG L L, WANG H X, FAN W R. Image reconstruction algorithm based on 1-norm for electrical Resistance tomography [J]. Journal of Tianjin University, 2011, 44(9):786-790.
- [11] LIU C, XU L J, CAO Z. Measurement of nonuniform temperature distribution by combining line-of-sight TDLAS with regularization methods[J]. Instrumentation, 2014, 1(3):43-57.
- [12] 王月明, 周上, 张瑶瑶. 电磁相关法测量传感器励磁线圈轴向长度优化设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(4):604-609.
WANG Y M, ZHOU SH, ZHANG Y Y. Optimization design of excitation coil axial length of flow measurement sensor based on electromagnetic correlation method[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(4):604-609.
- [13] 苏树强, 李德才. 新型磁流体水平传感器的研究与设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(3):431-439.
SU SH Q, LI D C. Research and design of a novel magnetic fluid tilt sensor [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(3):431-439.
- [14] 郭鹏, 王岩飞. 基于正则总体最小二乘的SAR系统运动误差估计方法[J]. 电子测量技术, 2016, 39(10):87-94.
GUO P, WANG Y F. Motion error estimation for SAR systems based on regularized total least square [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(10):87-94.
- [15] 孔繁镛, 王丹丹, 沈秋. L_1 - L_2 范数联合约束的鲁棒目标跟踪[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(3):690-697.
KONG F Q, WANG D D, SHEN Q. Robust object tracking via L_1 - L_2 norm simultaneous constraint [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(3):690-697.
- [16] 吕春峰, 朱建平, 匡兴红, 等. 变面积式电涡流传感器线圈阻抗理论计算模型[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(12):1907-1914.
LV CH F, ZHU J P, KUANG X H, et al. Calculation model for coil impedance of area-variable eddy current sensor [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(12):1907-1914.
- [17] 周海婷, 厚康, 潘红良, 等. 基于有限元仿真电涡流传感器的结构优化[J]. 电子测量技术, 2016, 39(7):15-19.
ZHOU H T, HOU K, PAN H L, et al. Structure optimization of eddy current sensor based on the finite element simulation [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(7):15-19.
- [18] 赵磊, 殷兴辉. 电磁波CT数据预处理的研究[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(8):52-54.

ZHAO L, YIN X H. Research on the procession of electromagnetic wave CT data [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2015, 34(8):52-54.

- [19] HAZAN E, KALE S. Beyond the regret minimization barrier: optimal algorithms for stochastic strongly-convex optimization[J]. Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1): 2489-2512.
- [20] JIANG D, LIU X, WANG D, et al. Analysis of sensitivity and errors in Maglev vibration test system[J]. Instrumentation, 2016, 3(1):1-20.

作者简介



王琦, 分别在 2007 年、2009 年和 2012 年于天津大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为天津工业大学副教授, 主要研究方向为图像重建与处理方法。

E-mail: wangqitju@163.com

Wang Qi received her B. Sc. , M. Sc. and

Ph. D. degrees all from Tianjin University in 2007, 2009 and 2012, respectively. Now she is an associate professor in Tianjin Polytechnic University. Her main research interests include image reconstruction and image processing method.



汪剑鸣(通讯作者), 分别在 1997 年和 2000 年于河北工业大学获得学士学位和硕士学位, 2003 年于天津大学获得博士学位, 现为天津工业大学电子与信息工程学院教授, 主要研究方向为电学成像技术。

E-mail: wangjianming@tjpu.edu.cn

Wang Jianming (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Hebei Polytechnic University in 1997 and 2000, respectively, and received his Ph. D. degree from Tianjin University in 2003. Now he is a professor in School of Electronics and Information Engineering, Tianjin Polytechnic University. His main research interest is electrical tomography technology.