

# 基于降维处理的快速 EMT 图像重建算法

马振起, 刘 泽, 曹景铭, 李俊杰

(北京交通大学 自动化与智能学院, 北京 100044)

**摘要:** 电磁层析成像技术 (EMT) 具有非侵入、响应速度快、成本低等优点, 在工业过程监测和多相流测量等领域有广泛的应用前景。该文针对电磁层析成像逆问题的病态性, 提出了 1 种非迭代的、基于灵敏度矩阵降维的 EMT 图像重建算法, 应用核主成分分析 (KPCA) 方法对灵敏度矩阵进行降维, 有效降低了算法计算复杂度, 同时降低了灵敏度矩阵的病态程度。为验证该算法的有效性, 将该算法应用于平面 EMT 金属探伤, 并将其与传统的线性反投影算法和 Landweber 迭代法进行比较。仿真和实验结果表明, 该算法的成像质量远高于线性反投影算法, 与 Landweber 迭代法相近, 且该算法的计算耗时仅为 Landweber 迭代法的 20% 左右。

**关键词:** 电磁层析成像; 图像重建算法; 数据降维; 核主成分分析; 病态性

中图分类号: TP23; TP212

文章编号: 1000-0682(2024)04-0092-06

文献标识码: A

DOI: 10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2024.04.018

## Fast electromagnetic tomography image reconstruction algorithm based on dimensionality reduction

MA Zhenqi, LIU Ze, CAO Jingming, LI Junjie

(School of Automation and Intelligence, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

**Abstract:** Electromagnetic tomography (EMT), which has the advantages of noninvasiveness, fast response and low cost, has the potential for extensive use in industrial process monitoring, multiphase flow measurement and other fields. To cope with the ill-conditioning of the inverse problem of EMT, a non-iterative EMT image reconstruction algorithm based on sensitivity matrix dimensionality reduction is proposed. Kernel principal component analysis (KPCA) is used to reduce the dimensionality of the sensitivity matrix, which effectively reduces the computational complexity of the algorithm and reduces the ill-conditioning of the sensitivity matrix. To verify its effectiveness, the proposed algorithm is applied to planar EMT metal flaw detection, and is compared with the traditional linear back projection (LBP) algorithm and the Landweber iteration method. Simulation and experimental results show that the imaging quality of the proposed algorithm is much higher than that of the LBP algorithm and is similar to that of the Landweber iteration method, and the calculation time of the proposed algorithm is only about 20% of that of the Landweber iteration method.

**Keywords:** electromagnetic tomography; image reconstruction algorithm; data dimensionality reduction; kernel principal component analysis; ill-conditioning

收稿日期: 2024-03-04

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (2020YFC2200704)

第一作者: 马振起 (1999—), 男, 山东青岛人, 硕士研究生在读, 研究方向为智能信息处理、电磁层析成像技术。

E-mail: 21120232@bjtu.edu.cn

通信作者: 刘泽 (1973—), 男, 内蒙古呼和浩特人, 博士, 教授, 主要研究领域为电磁层析成像、精密测量、智能仪器、交通信息及控制。

E-mail: zliu@bjtu.edu.cn

## 0 引言

电磁层析成像 (electromagnetic tomography, EMT) 是一种基于电磁感应原理的过程层析成像技术, 该技术通过测量目标区域电磁传感器的感应电压, 利用图像重建算法重建出目标区域电导率或磁导率的分布。电磁层析成像具有安全性高、非侵入、可视化等优点<sup>[1]</sup>, 在无损检测领域有着广泛的应用

前景。胡亚峰等搭建了用于气液固三相流参数检测的快速电磁层析成像系统,并测试了系统性能<sup>[2]</sup>。Serguei Semenov 提出了 1 种新的 EMT 血管造影方法,所获得的成像结果证明了该方法在检测直径小至 1.3 mm 的脑血管和区分不同尺寸血管方面的适用性<sup>[3]</sup>。王成飞等搭建了空心轴缺陷检测 EMT 实验系统,验证了 EMT 技术在空心轴缺陷检测中的有效性<sup>[4]</sup>。霍继伟等将 EMT 技术应用于钢轨探伤,提出了平面 EMT 钢轨探伤方法<sup>[5]</sup>。

在电磁层析成像系统中,灵敏度矩阵的行相关性较强、信息冗余特性显著,造成了其逆问题具有病态性、解不稳定性,大大制约了图像重建的精度和速度。针对 EMT 逆问题的病态性,刘泽等人提出了先降维再重建图像的新思路,并在此基础上又提出一种确定保留协方差矩阵特征值个数的方法,最大化图像相关系数<sup>[6]</sup>。王亚东等将人群搜索算法引入到电磁层析成像图像重建中,利用人群搜索算法对灵敏度矩阵进行优化,降低了灵敏度的矩阵的条件数,改善病态程度<sup>[7]</sup>。Guo 等讨论了 3 种结合物理原理和机器学习的成像策略,以增强病态性较强的电磁环境中的成像精度<sup>[8]</sup>。

由上述可知,前人对电磁层析成像逆问题的病态性提出了一些优化方法。其中,将降维算法、智能优化算法与 EMT 图像重建相结合是主要研究趋势,具有很大的探索空间。该文针对 EMT 逆问题的病态性,提出了一种基于灵敏度矩阵降维的图像重建算法,采用核主成分分析(kernel principal components analysis, KPCA)对灵敏度矩阵进行降维处理,去除灵敏度矩阵的冗余信息,然后利用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)求出降维后灵敏度矩阵的广义逆,重建图像。仿真和实验表明该文的算法有效提高了成像精度,且成像速度优于传统的 Landweber 迭代算法。

## 1 电磁层析成像系统模型

### 1.1 EMT 系统组成

如图 1 所示,一个电磁层析成像系统通常由传感器阵列、激励信号源、信号调理模块、通道切换模块、信号解调与图像重建模块构成<sup>[9]</sup>。电磁层析成像基于电磁感应原理,将传感器阵列置于目标区域附近,对各线圈循环激励和检测,检测信号经过信号处理模块后,采用图像重建算法重建出目标区域的物质分布。

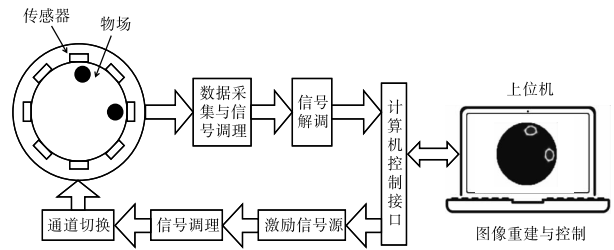


图 1 EMT 系统构成图

### 1.2 EMT 数学模型

EMT 系统的数学模型可以表示为:

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

式中:  $\mathbf{V}$  为传感器检测线圈的感应电压向量;  $\boldsymbol{\sigma}$  为目标区域内的电导率分布;  $\mathbf{F}$  为检测线圈感应电压与目标区域电导率分布的映射关系。

式(1)可由二阶泰勒级数展开为:

$$\mathbf{V} = \mathbf{F}(\boldsymbol{\sigma}_0) + \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \boldsymbol{\sigma}} \bigg|_{\boldsymbol{\sigma}_0} (\boldsymbol{\sigma} - \boldsymbol{\sigma}_0) + o(\|\boldsymbol{\sigma} - \boldsymbol{\sigma}_0\|_2) \quad (2)$$

式中:  $\boldsymbol{\sigma}_0$  为目标区域为空场时的电导率分布;  $\boldsymbol{\sigma}$  为物场的电导率分布;  $\frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \boldsymbol{\sigma}} \bigg|_{\boldsymbol{\sigma}_0}$  为目标区域电导率变化引起检测线圈感应电压变化的变化率矩阵。

若忽略式(2)中的余项  $o(\|\boldsymbol{\sigma} - \boldsymbol{\sigma}_0\|_2)$ , 则可以得到以下公式:

$$\mathbf{V} - \mathbf{F}(\boldsymbol{\sigma}_0) = \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \boldsymbol{\sigma}} \bigg|_{\boldsymbol{\sigma}_0} (\boldsymbol{\sigma} - \boldsymbol{\sigma}_0) \rightarrow \mathbf{U} = \mathbf{S}\mathbf{G} \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{U}$  为检测线圈感应电压的变化率;  $\mathbf{S}$  为灵敏度矩阵;  $\mathbf{G}$  为物场减空场的电导率分布。对于有  $m$  组独立测量值和  $n$  个目标区域剖分单元的 EMT 系统, 则  $\mathbf{U}$  为  $m \times 1$  的向量,  $\mathbf{S}$  为  $m \times n$  的矩阵,  $\mathbf{G}$  为  $n \times 1$  的向量。

目前, 常见的灵敏度矩阵求解方法有实测法、扰动法和场量提取法<sup>[10]</sup>, 该文采用扰动法获取灵敏度矩阵。首先在仿真软件中建立 EMT 系统模型, 当目标区域为空场时, 测量检测线圈的感应电压  $V_{x,y,emp}(k)$ 。其中,  $x$  为激励线圈序号,  $y$  为检测线圈序号,  $emp$  表示空场,  $k$  为目标区域剖分单元的编号。然后将待检测的物质依次填充于每一个剖分单元中, 测量检测线圈的感应电压  $V_{x,y,obj}(k)$ 。其中,  $obj$  表示物场。通过计算物场感应电压相对于空场感应电压的变化率, 即可得到灵敏度矩阵中每一个元素的值:

$$S_{x,y}(k) = \frac{V_{x,y,obj}(k) - V_{x,y,emp}(k)}{V_{x,y,emp}(k)} \quad (4)$$

此时, 灵敏度矩阵  $\mathbf{S}$  可以表示为:

$$S = \begin{bmatrix} S_{1,1}(1) & S_{1,2}(1) & \cdots & S_{1,n}(1) & S_{2,1}(1) & S_{2,2}(1) & \cdots & S_{n,n}(1) \\ S_{1,1}(2) & S_{1,2}(2) & \cdots & S_{1,n}(2) & S_{2,1}(2) & S_{2,2}(2) & \cdots & S_{n,n}(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{1,1}(N) & S_{1,2}(N) & \cdots & S_{1,n}(N) & S_{2,1}(N) & S_{2,2}(N) & \cdots & S_{n,n}(N) \end{bmatrix}^T \quad (5)$$

## 2 基于数据降维的图像重建算法

该文提出一种基于灵敏度矩阵降维的线性反投影 (Dimension - reduction Linear Back Projection) 图像重建算法, 简称 DR - LBP 算法。

### 2.1 基于 KPCA 的灵敏度矩阵降维原理

该文采用 KPCA 对灵敏度矩阵的各列样本做降维处理, 去除灵敏度矩阵的行间相关性和冗余信息, 以减轻 EMT 逆问题的病态性, 同时降低图像重建算法的计算复杂度。

KPCA 利用核函数将输入的数据 (通常为线性不可分的数据) 映射至更高维的空间, 使其线性可分, 然后再利用主成分分析 (PCA, principal component analysis) 对高维空间中的数据进行降维。与 PCA 相比, KPCA 能够更好地保留原始数据中的非线性特征, 弥补了 PCA 在处理非线性数据时的劣势<sup>[11]</sup>。

设 EMT 系统的传感器测量组数为  $N$ , 目标区域剖分单元数为  $M$ , 则灵敏度矩阵  $S$  的维数为  $N \times M$ ,  $S$  所在的空间称为输入空间  $R^N$ 。现用一个非线性映射  $\phi$  将矩阵  $S$  中的每一个样本映射到高维空间  $F$ , 得到一个  $D \times M$  维的新矩阵  $\phi(S)$ :

$$S \in R^N \rightarrow \phi(S) \in F \subseteq R^D, D \gg N \quad (6)$$

高维空间中  $\phi(S)$  的协方差矩阵可以表示为

$$C_F = \frac{1}{M} \phi(S) \phi(S)^T = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \phi(s_i) \phi(s_i)^T \quad (7)$$

然后求解协方差矩阵  $C_F$  的特征值和特征向量。

为简化, 将  $\frac{1}{M}$  省略, 得到如下特征值问题:

$$\phi(S) \phi(S)^T P = \lambda P \quad (8)$$

式中: 特征值  $\lambda \geq 0$ , 特征向量  $P$  是  $D$  维列向量, 也即高维空间  $F$  中主成分的方向。

对于式中所有非零特征值, 其对应的特征向量可以表示为所有  $\phi(x_i)$  的线性组合:

$$P = \sum_{i=1}^M \alpha_i \phi(x_i) = \phi(X) \alpha \quad (9)$$

其中:  $M$  维列向量  $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_M]^T$ 。

将式 (9) 代入式 (8), 两边都左乘矩阵  $\phi(S)^T$ , 得:

$$\phi(S)^T \phi(S) \phi(S)^T \phi(S) \alpha = \lambda \phi(S)^T \phi(S) \alpha \quad (10)$$

定义矩阵  $K = \phi(S)^T \phi(S)$ , 则  $K$  为  $M \times M$  的对称半正定矩阵, 其  $i$  行  $j$  列的元素为  $K_{ij} = \phi(s_i)^T \phi(s_j)$ 。将中心化处理后的矩阵  $K$  代入式 (10), 式 (10) 简化为求解以下特征值问题的非零特征值:

$$K \cdot K \alpha = \lambda \cdot K \alpha \rightarrow K \alpha = \lambda \alpha \quad (11)$$

定义核函数  $k(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ , 则矩阵  $K$  中的每一个元素都可由核函数计算得出。求出  $K$  矩阵后, 通过式 (11) 算出  $K$  的特征值  $\lambda$  和特征向量  $\alpha$ , 进而得到  $\phi(S)$  的协方差矩阵  $C_F$  的特征向量:

$$P = \sum_{i=1}^M \alpha_i \phi(s_i) = \phi(S) \alpha \quad (12)$$

设一共提取  $A$  个主成分, 则第  $a$  个主成分可通过计算  $\phi(S)$  向第  $a$  个坐标轴  $P_a$  的投影得到:

$$t_a = \phi(S)^T P_a = \phi(S)^T \phi(S) \alpha_a = K \alpha_a = \lambda_a \alpha_a \quad (13)$$

### 2.2 基于 SVD 的广义逆矩阵求解原理

根据式 (3), EMT 逆问题可以表示为  $U = SG$ , 如果灵敏度矩阵  $S$  为可逆矩阵, 则可以通过  $G = S^{-1} U$  求出逆问题的唯一解。但在实际系统中, 灵敏度矩阵一般为非方阵或奇异矩阵, 不存在逆矩阵。在传统非迭代算法中, LBP 算法用灵敏度矩阵的转置来近似其逆矩阵, 该方法计算简便, 但精度较差; Tikhonov 正则化算法在 LBP 算法的基础上引入了正则化因子来进一步近似, 提高了了解的精度和稳定性, 但其成像质量依然与 Landweber 等迭代算法有明显差距。

奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 是一种在机器学习领域应用广泛的算法, 可用于求解矩阵的广义逆。对于 KPCA 降维后的  $A \times M$  维矩阵  $\hat{S}$ , 可以将其分解为:

$$\hat{S} = F \Sigma V^T \quad (14)$$

式中:  $F$  为  $A \times A$  维单位正交矩阵, 其每一列都是矩阵  $\hat{S} \hat{S}^T$  的特征向量。  $V^T$  为  $M \times M$  维单位正交矩阵, 其每一行都是矩阵  $\hat{S}^T \hat{S}$  的特征向量。  $\Sigma$  为  $A \times M$  维半正定对角矩阵, 其对角线上每一个元素都是  $\hat{S} \hat{S}^T$  和  $\hat{S}^T \hat{S}$  的特征值开方。

$$\begin{aligned} \mathbf{F} &= [f_1, f_2, \dots, f_A] \\ \mathbf{V}^T &= [v_1, v_2, \dots, v_M]^T \\ \mathbf{\Sigma} &= \begin{bmatrix} \sigma_1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_A & \cdots & 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (15)$$

式中:  $\sigma_1 > \sigma_2 > \dots > \sigma_A > 0$ 。

对于该文未降维处理的  $240 \times 400$  维灵敏度矩阵, 仿真表明, 其  $\sigma_1/\sigma_A$  可以达到  $10^7$  数量级, 矩阵病态程度较高。而 KPCA 降维至  $32 \times 400$  的灵敏度矩阵, 其  $\sigma_1/\sigma_A$  仅为 5.35, 病态程度大大降低。

基于式(14), 可以求出  $\hat{\mathbf{S}}$  的广义逆矩阵为:

$$\hat{\mathbf{S}}^+ = \mathbf{V}\mathbf{\Sigma}^+ \mathbf{F}^T \quad (16)$$

将式(16)代入式(3), 即可求出实际灰度向量  $\mathbf{G}$  的近似解为:

$$\hat{\mathbf{G}} = \hat{\mathbf{S}}^+ \mathbf{U} \quad (17)$$

### 2.3 DR-LBP 算法

基于 2.1 节和 2.2 节所述原理, DR-LBP 算法的步骤简述如下:

(1) 用 KPCA 对原始灵敏度矩阵  $\mathbf{S}$ 、物场测量向量  $\mathbf{U}$  做降维处理, 得到降维后的  $\hat{\mathbf{S}}$  和  $\hat{\mathbf{U}}$ ;

(2) 利用 SVD 求出  $\hat{\mathbf{S}}$  的广义逆  $\hat{\mathbf{S}}^+$ , 并根据式(18)算出灰度向量  $\hat{\mathbf{G}}$ ;

(3) 采用一种基于降维处理的正问题模型<sup>[12]</sup>, 将  $\hat{\mathbf{G}}$  中背景区域的灰度像素设为已知量“0”, 并将  $\hat{\mathbf{S}}^+$  中这些元素对应的行剔除, 得到  $\mathbf{S}'$ ;

(4) 将  $\mathbf{S}'$  和  $\hat{\mathbf{U}}$  代入 LBP 算法, 计算  $\mathbf{G}' = \mathbf{S}'\hat{\mathbf{U}}$ , 最后, 将  $\mathbf{G}'$  映射成待求的灰度向量  $\mathbf{G}$ 。

## 3 实验与讨论

本节基于仿真和实验评估了 DR-LBP 算法的性能, 并将其与传统的 LBP 算法和 Landweber 迭代法在成像精度和成像速度上进行了对比, 以证明该算法的有效性。

### 3.1 仿真验证

在电磁场有限元仿真软件中建立平面 EMT 模型, 通过扰动法获取灵敏度矩阵, 并测得 3 种不同缺陷的物场测量向量。采用 LBP, Landweber 和 DR-LBP 算法对 3 种缺陷进行图像重建, 其中 Landweber 迭代法的迭代步长为 0.1, 迭代次数为 20。3 种算法的图像重建结果如图 2 所示。从图 2 可以看出, 对于单缺陷模型, Landweber 迭代法的伪影最少, DR-LBP 算法次之; 对于双缺陷和三缺陷模型,

DR-LBP 算法的伪影最少。总体上来看, DR-LBP 算法重建的图像最接近缺陷的真实尺寸和形状, 对缺陷目标的成像效果最好。

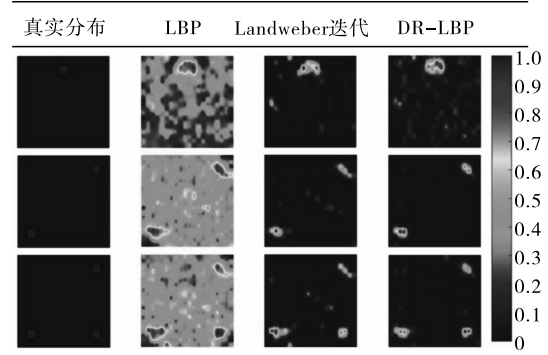


图 2 基于仿真数据的图像重建结果

该文采用图像相关系数 (correlation coefficient, CC) 和相对误差 (relative error, RE) 来定量对比 DR-LBP 算法与传统算法的成像质量。图像相关系数反映了重建图像与真实图像的相似程度, 图像相对误差反映了重建图像与真实图像的差异程度。图像相关系数越大, 相对误差越小, 表明成像质量越好。图像相关系数和相对误差的计算如式(18)和式(19):

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{g}_i - \bar{\hat{g}})(g_i - \bar{g})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{g}_i - \bar{\hat{g}})^2 \sum_{i=1}^N (g_i - \bar{g})^2}} \quad (18)$$

$$RE = \frac{\|\hat{\mathbf{g}} - \mathbf{g}\|}{\|\mathbf{g}\|} \quad (19)$$

式中:  $\hat{\mathbf{g}}$  为重建图像的灰度值向量;  $\mathbf{g}$  为真实图像的灰度值向量;  $\bar{\hat{g}}$  为  $\hat{\mathbf{g}}$  的均值;  $\bar{g}$  为  $\mathbf{g}$  的均值;  $N$  为目标区域剖分单元数。

计算 3 种算法对不同缺陷的图像重建结果的平均图像相关系数和相对误差, 结果如表 1 所示。由表 1 可知, DR-LBP 算法对 3 种缺陷的平均图像相关系数比 LBP 算法高 71.6%, 比 Landweber 迭代法高 20.6%。DR-LBP 算法对 3 种缺陷的平均图像相对误差比 LBP 算法降低了 73.3%, 比 Landweber 迭代法升高了 1.9%。整体上来看, DR-LBP 算法的成像质量优于 LBP 算法和 Landweber 迭代法。

表 1 基于仿真的 3 种算法的成像质量对比

图像重建算法	图像相关系数	相对误差
LBP	0.414 1	1.472 0
Landweber	0.589 2	0.392 4
DR-LBP	0.710 7	0.399 9

计算 3 种算法对不同缺陷成像的计算耗时, 结

果如表 2 所示。由表 2 可知,LBP 算法的成像速度最快,DR-LBP 算法次之。DR-LBP 算法对 3 种缺陷成像的平均计算用时仅为 Landweber 迭代法的 20.2%。DR-LBP 算法的非迭代、先降维再运算的特点,使其在成像速度方面比传统的迭代法更有优势。

表 2 基于仿真的 3 种算法的计算耗时对比

图像重建算法	单缺陷/ms	双缺陷/ms	三缺陷/ms
LBP	0.05	0.05	0.05
Landweber	10.19	10.19	10.00
DR-LBP	2.07	2.06	2.01

### 3.2 实验验证

为进一步验证 DR-LBP 算法在 EMT 图像重建方面的有效性和可行性,该文进行了实验验证。

实验采用 16 线圈的平面型 EMT 传感器阵列,搭建了图 3 所示的 EMT 系统。该系统由锁相放大器、功率放大器、通道切换器、传感器、电压放大器、上位机 6 部分组成。上位机控制锁相放大器 MFLI 产生一定频率和幅值的交流信号,该信号经过功率放大器 DPA-2698 放大后,通过由上位机控制的通道切换器作用于指定的激励线圈。处于被测物场中的检测线圈产生感应电压,经过电压放大器 DHPVA-101 调理后,由锁相放大器解调出感应电压的幅值和相位,并将结果传送给上位机。上位机利用图像重建算法重建出目标区域的电导率分布。

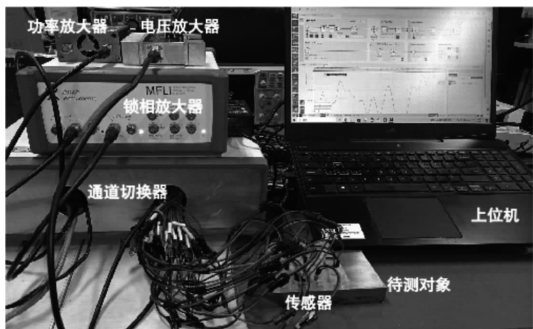


图 3 实验 EMT 系统

实验待测对象为长 7.9 cm、宽 7.9 cm、厚 1.9 cm 的钢板,在钢板的表面构造了 2 种缺陷,如图 4 中第 1 列所示,图中每一个正方形缺陷的边长为 4 mm,深度为 4 mm。实验时,先将传感器置于无缺陷钢板的上方,传感器提高高度为 1.5 mm,16 个线圈循环激励,测出空场测量向量;然后将传感器置于有缺陷钢板的上方,用相同的方法,测出物场测量向量。将空场与物场测量向量作为图像重建算法的输入,重建出缺陷的分布图像。

使用 LBP, Landweber 和 DR-LBP 算法对实验数据进行图像重建,其中 Landweber 迭代法的迭代步长为 0.01,其他参数均与仿真时一致,图像重建结果如图 4 所示。图 4 中第 1 列为 2 种有缺陷钢板,第 2~第 4 列分别为 LBP, Landweber 和 DR-LBP 算法的图像重建结果。由图 4 可以看出,DR-LBP 算法与 Landweber 迭代法均能大致反映真实缺陷的位置,重建图像的质量远高于 LBP 算法。与 Landweber 迭代法相比,DR-LBP 算法的伪影较多,但对缺陷位置的定位更清晰。

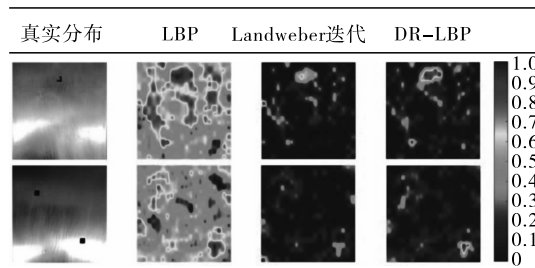


图 4 基于实验数据的图像重建结果

3 种算法对不同缺陷的图像重建结果的平均 CC 和 RE 如表 3 所示。由表 3 可知,DR-LBP 算法对 2 种缺陷的平均图像相关系数比 LBP 算法高 54.2%,比 Landweber 迭代法高 13.3%。DR-LBP 算法对 2 种缺陷的平均图像相对误差比 LBP 算法降低了 67.2%,比 Landweber 迭代法升高了 103%。综合来说,DR-LBP 算法在实验数据上的成像质量远高于 LBP 算法,低于 Landweber 迭代法。

表 3 基于实验的 3 种算法的成像质量对比

图像重建算法	图像相关系数	相对误差
LBP	0.144 5	3.318 9
Landweber	0.196 7	0.535 7
DR-LBP	0.222 8	1.087 5

对于实验数据,3 种算法的计算耗时如表 4 所示。由表 4 可知,DR-LBP 算法对两种缺陷成像的平均计算用时仅为 Landweber 迭代法的 19.87%,在成像速度上有很大优势。

表 4 基于实验的 3 种算法的计算耗时对比

图像重建算法	单缺陷/ms	双缺陷/ms
LBP	0.05	0.05
Landweber	10.52	10.26
DR-LBP	2.05	2.08

## 4 结论

针对 EMT 逆问题的病态性,该文提出了一种基

于灵敏度矩阵降维的 EMT 图像重建算法。此算法首先利用 KPCA 对灵敏度矩阵做降维处理,然后通过 SVD 求广义逆的方法算出图像重建结果。最后,将该算法应用于平面 EMT 金属探伤,对多种缺陷的成像效果进行了仿真和实验。仿真和实验的结果表明,在成像质量方面,该文提出的算法与传统的 Landweber 迭代法相近,可以对缺陷有效成像。在成像速度方面,该文提出的算法比 Landweber 迭代法快速很多,其算法耗时仅为 Landweber 迭代法的 20% 左右。

#### 参考文献:

- [1] XIANG J X, DONG Y G, YANG Y J. Multi-frequency electromagnetic tomography for acute stroke detection using frequency-constrained sparse bayesian learning [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2020, 39 (12): 4102-4112.
- [2] 胡亚峰. 面向气液固三相流检测的快速电/磁层析成像系统设计[D]. 天津:天津大学,2022.
- [3] Semenov S. Electromagnetic tomographic cerebral angiography [J]. Scientific reports, 2024, 14(1): 1792-1792.
- [4] 王成飞. 高速列车空心轴电磁层析成像缺陷检测技术研究[D]. 北京:北京交通大学,2020.
- [5] 霍继伟,刘泽,王亚东,等. 平面电磁层析成像钢轨探伤[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(15): 5351-5361.
- [6] 刘泽,肖君,刘向龙,等. 一种电磁层析图像快速重建算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(08): 1569-1576.
- [7] 王亚东,刘泽,霍继伟,等. 基于 SOA 优化的电磁层析成像图像重建研究[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(12): 207-212.
- [8] GUO R, HUANG T Y, LI M K, et al. Physics-Embedded Machine Learning for Electromagnetic Data Imaging: Examining three types of data-driven imaging methods [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2023, 40(2): 18-31.
- [9] LIU X, LIU Z, LI Y, et al. Research on direct 3D electromagnetic tomography technique [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(9): 4758-4767.
- [10] 霍继伟. 高速电磁层析成像关键技术研究及应用[D]. 北京:北京交通大学,2021.
- [11] 冯旭刚,文作银,章家岩,等. 基于 KPCA-AGRU 神经网络的火电机组 NO<sub>x</sub> 排放预测[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2023, 40(06): 18-24.
- [12] 王艳,颜华,王伊凡,等. 基于降维处理的 Tikhonov 正则化 ECT 图像重建[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(24): 9118-9126.

(上接第 85 页)

#### 参考文献:

- [1] 李春辉,王池. 音速喷嘴扩张段对流出系数的影响[J]. 计量学报, 2008, 29(5): 423-426.
- [2] 王超,王刚,丁红兵. 音速喷嘴内水蒸气自发凝结流动自激励振荡和分歧现象[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2016, 46(11): 1113-1120.
- [3] 全国流量容量计量技术委员会. 临界流文丘里喷嘴: JJG 620—2008[S]. 北京:国家质量监督检验检疫总局,2008.
- [4] Measurement of gas flow by means of critical flow Venturi nozzles: ISO 9300:2005[S]. Switzerland: British Standard Institution, 2022.
- [5] Measurement of gas flow by means of critical flow nozzles: ISO 9300:2022[S]. Switzerland: British Standard Institution, 2022.
- [6] BMickan, R Kramer. Experiences with sonic nozzles used for different gases and wide range of pressure and temperature conditions [C]//Proceedings of 7th International Symposium on Fluid Flow Measurement, Anchorage, Alaska, 2009.

(上接第 91 页)

#### 参考文献:

- [1] 住房和城乡建设部信息技术应用标准化技术委员会. 户用计量仪表数据传输技术条件: CJ/T 188—2018[S]. 北京:中国标准出版社,2019.
- [2] 全国城镇供热标准化技术委员会. 热量表: GB/T 32224—2020[S]. 北京:中国标准出版社, 2021.
- [3] 全国电工仪器仪表标准化技术委员会. 社区能源计量抄收系统规范 第 3 部分: 专用应用层: GB/T 26831.3—2012[S]. 北京:中国标准出版社,2013.
- [4] 刘彪,张进智,张巧,等. 通用串口数据协议解析与显控系统的设计与实现[J]. 计算机技术与发展, 2023, 33(07): 80-84.
- [5] 何敬上,何剑锋,袁兆林,等. 多串口网络化异构辐射数据采集与实时传输系统设计[J]. 仪表技术与传感器, 2020(05): 84-87.
- [6] 周秉直,王慧元,李锋,等. 基于 M-BUS 和 GPRS 的热量表耐久性远程监控系统的研究[J]. 工业仪表与自动化装置, 2017(05): 30-32+70.