

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210045

基于阵列旋转和改进证据理论的平面 EMT 图像融合算法*

徐 笑, 黄云志, 韩 亮

(合肥工业大学电气与自动化工程学院 合肥 230009)

摘 要:为了提高平面电磁层析成像(EMT)重建图像的质量,本文提出了一种阵列旋转和改进 D-S 证据理论相结合的平面 EMT 图像融合算法。首次将传感器阵列旋转应用于平面 EMT 领域,提高独立测量值个数,并利用旋转阵列的测量信息实现 EMT 图像融合。针对 Dempster 规则在处理冲突证据上存在不足的问题进行改进,利用数据聚类获取自适应阈值设置冲突和不冲突两种证据,分别对应不同的融合规则。仿真研究了旋转次数和成像效果之间的关系,利用不同旋转角度的信息和改进 D-S 证据理论进行图像融合,有效去除图像伪影,提高图像质量。设计了 8 线圈平面电磁传感器,并应用于铝板缺陷检测,结果验证了方法的有效性。新方法较传统方法的图像相对误差下降 17.0%,相关系数提升 22.7%。

关键词:电磁层析成像;阵列旋转;D-S 证据理论;自适应阈值;图像融合

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

Image fusion algorithm of planar electromagnetic tomography based on array rotation and improved evidence theory

Xu Xiao, Huang Yunzhi, Han Liang

(School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: To improve the quality of images reconstructed by planar electromagnetic tomography (EMT), a planar EMT image fusion algorithm is proposed, which is based on array rotation and improved evidence theory. For the first time, the sensor array rotation is applied to the field of planar EMT to increase the number of independent measurement. The measurement information of different rotation angles are used to achieve EMT image fusion. To address the problem that Dempster's rule is insufficient in dealing with conflicting evidence, the data are clustered for all evidences to be fused to obtain an adaptive threshold. According to this threshold, all evidences are divided into two types, which are conflicting and non-conflicting. The different fusion rules are applied separately. The relationship between the number of rotation and the imaging effect is studied by simulation. Based on the array rotation and an improved D-S evidence theory, the artifacts are removed. The planar electromagnetic sensor with eight coils is developed. The aluminum plate fake detection shows the algorithm is effective. The relative image error of new method is reduced by 17.0% and the correlation coefficient is increased by 22.7% compared with traditional method.

Keywords: electromagnetic tomography; array rotation; D-S evidence theory; adaptive threshold; image fusion

0 引 言

电磁层析成像(electromagnetic tomography, EMT)是一种基于电磁感应定律的电学层析成像技术(electrical tomography, ET),具有非接触式、非侵入式、无辐射和成本低等优点^[1],在无损检测领域有着

广泛的应用前景^[2]。2006年,Yin等^[3]首次设计出了平面 EMT 传感器阵列,将激励线圈与接收线圈置于同一平面,比传统 EMT 阵列更适用于平面金属探伤。Wang等^[4]设计了一种矩形阵列的平面 EMT 传感器结构。Chen等^[5]设计了一种联合式平面 EMT 传感器阵列以用于检测脑水肿。霍继伟等^[6]将平面 EMT 技术用于钢轨探伤。

收稿日期:2022-06-30 Received Date: 2022-06-30

* 基金项目:安徽省重点研究与开发计划项目(2022a05020025)资助

在 EMT 领域,独立测量值个数是影响重建图像质量的重要因素。在将 EMT 用于工业过程层析成像的场合^[7],Wei 等^[8]通过旋转传感器来增加独立测量值个数。Chen 等^[9]设计了一种仅旋转激励线圈的扇形传感器阵列的 EMT 系统。岳远里等^[10]通过增加线圈数量和对传感器阵列旋转来进行 EMT 传感器阵列的优化。旋转传感器阵列在不增加线圈数量的情况下增加独立测量值个数,易于实现。所以,在平面 EMT 领域,可通过旋转传感器阵列增加独立测量值个数,以提高重建图像的质量。

旋转传感器阵列可增加测量信息,图像融合作为一种信息融合手段,可将其用于处理测量信息以得到更接近实际的介质分布。已有不少学者将图像融合应用于 ET 领域。马敏等^[11]提出了一种基于旋转电极的 ECT 图像融合算法。司志宁等^[12]将 D-S 证据理论应用于图像融合,实现了 ECT 和射线层析成像技术的双模融合。He 等^[13]研发了电容耦合式电阻层析成像系统,分别用测量值的实部和虚部单独成像并对其进行图像融合。Sun 等^[14]实现了平面 ECT 传感器和圆柱形 ECT 传感器重建图像的融合。张文彪等^[15]对基于互感信息和磁感应强度信息的重建图像进行融合,研制了对电导率介质和磁导率介质同时成像的 EMT 系统。

本文提出将传感器阵列旋转和改进证据理论相结合实现平面 EMT 图像融合。

1 平面电磁传感器旋转模型

1.1 EMT 系统组成和数学模型

EMT 系统由传感器线圈阵列、数据采集及控制模块和上位机组成,具体结构如图 1 所示。上位机控制激励信号的产生,当被测物场内介质的电导率或磁导率发生变化时,检测线圈的电压值发生变化,数据采集单元将测量数据传输到上位机,上位机通过图像重建算法进行图像重建。

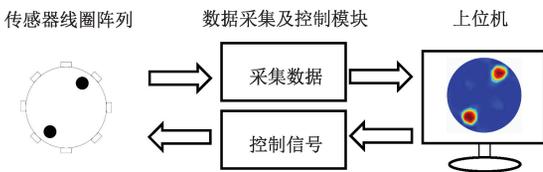


图 1 EMT 系统组成

Fig. 1 Compositions of the EMT system

用于平面金属探伤的 EMT 系统图像重建数学模型为^[2]:

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

式中: \mathbf{V} 为检测线圈的测量电压向量, $\boldsymbol{\mu}$ 为检测区域的电导率分布向量, \mathbf{F} 为两者之间的非线性映射关系。将上

式用二阶 Taylor 展开式展开:

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

式中: $\boldsymbol{\mu}_0$ 为无缺陷时检测区域的电导率分布向量, $\left. \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \boldsymbol{\mu}} \right|_{\boldsymbol{\mu}_0}$ 为检测区域电导率变化导致的检测线圈上电压的变化率矩阵。忽略上式中的余项 $o(\|\boldsymbol{\mu} - \boldsymbol{\mu}_0\|_2)$, 得到如下等价公式:

$$\mathbf{V} - \mathbf{F}(\boldsymbol{\mu}_0) = \left. \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \boldsymbol{\mu}} \right|_{\boldsymbol{\mu}_0} (\boldsymbol{\mu} - \boldsymbol{\mu}_0) \rightarrow \mathbf{U} = \mathbf{S} \cdot \mathbf{g} \quad (3)$$

式中: \mathbf{U} 为因电导率变化而引起的测量电压变化向量, \mathbf{S} 为灵敏度矩阵, \mathbf{g} 为检测区域电导率分布向量。对于 a 个测量值, b 个剖分单元的 EMT 系统, \mathbf{U} 为 $a \times 1$ 的向量, \mathbf{S} 为 $a \times b$ 的矩阵, \mathbf{g} 为 $b \times 1$ 的向量。

单元灵敏度的定义为被测物场内单个剖分单元介质变化引起的单个独立测量值的变化程度。本文用量场提取法获取灵敏度矩阵^[16]:

$$\mathbf{S}_{de} = \mathbf{E}_d \cdot \mathbf{E}_e \quad d \neq e \quad (4)$$

式中: \mathbf{S}_{de} 为单个剖分单元的电导率灵敏度, \mathbf{E}_d 和 \mathbf{E}_e 分别为激励线圈 d 和检测线圈 e 分别在通入单位电流时产生的电场强度矢量, 二者点乘可以得到该对激励-检测线圈组合的灵敏度。对所有剖分单元进行循环激励, 可获得整个灵敏度矩阵。

1.2 传感器阵列旋转仿真模型

本文设计了一种 8 线圈的平面电磁传感器, 并在有限元仿真软件 COMSOL Multiphysics 中建立了仿真模型, 其俯视图如图 2 所示。传感器阵列由 8 个圆形铜质线圈组成, 呈“O”型排列。每个线圈大小相同, 内径与外径分别为 8 和 12 mm, 高度为 5 mm, 线圈匝数为 100 匝, 每个线圈中心距离阵列中心 32 mm, 这也是传感器的有效检测区域半径大小。被测金属设为铝板, 铝板和线圈阵列之间的提高为 3 mm。测量时选定一个线圈作为激励线圈, 通入 30 kHz 的幅值 1 A 的交流信号, 测量其余线圈的感应电压值, 如此循环测量 8 次。根据互易原理, 每完成一次测量过程共可获得 $8 \times (8-1) / 2 = 28$ 个独立测量电压值^[17]。

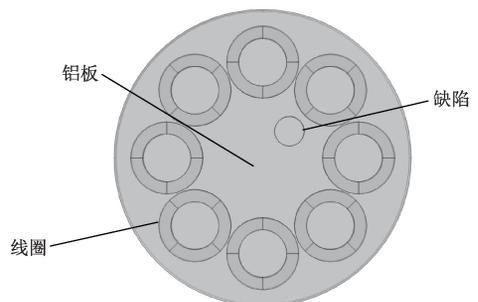


图 2 平面电磁传感器仿真模型

Fig. 2 Planar electromagnetic sensor simulation model

为了增加独立测量电压值的个数,在完成一次测量后对传感器阵列以阵列中心为原点进行旋转并再次进行测量。为了探究旋转次数和成像效果之间的关系,分别设计3组为:第1组旋转1次,56个独立测量电压值;第2组旋转2次,84个独立测量电压值;第3组旋转3次,112个独立测量电压值。

当本文设计的传感器阵列位于初始位置时,每个线圈和阵列中心的连线与相邻线圈和阵列中心的连线之间的夹角为 45° 。即如果对传感器阵列旋转 45° ,则旋转前后的传感器阵列相互重合,因此对传感器阵列的旋转只需在 45° 范围内进行。且在这 45° 范围内,为了使每一次旋转起到最好的效果,每一组的各次旋转角度应相等。因此3组的旋转角度分别为 22.5° , 15° , 11.25° 。旋转前后的传感器阵列如图3所示,图3(a)为传感器阵列位于初始位置时的示意图,(b)为传感器阵列旋转 22.5° 后的示意图。

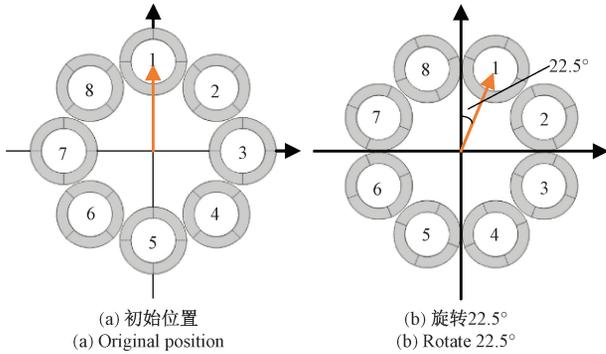


图3 传感器阵列旋转前后的模型
Fig. 3 Model before and after sensor array rotation

1.3 灵敏场分析

灵敏度矩阵反映了被测物场内单个剖分单元介质变化引起的单个独立测量值的变化程度^[18],在 EMT 逆问题求解中发挥着重要作用。当传感器阵列不旋转时,对28个独立测量值对应的灵敏场相加,可得到整个物场的灵敏场图。随着旋转次数的增加,独立测量值的个数也随之增加,灵敏场也不断发生改变。为了探究旋转次数和灵敏场之间的关系,分别计算了不旋转和3组不同旋转次数的灵敏场图,结果如图4所示。

从图4中可以看出,不同旋转次数得到的整体灵敏场的主要差异体现在边缘区域。当传感器阵列不旋转时,整个物场边缘区域的灵敏场分布不均匀,在边缘区域存在8个灵敏度较高的“波峰”区域,这8个区域对应着8个相邻的激励-检测线圈的独立测量值。随着传感器阵列的旋转,这8个区域也会随之改变位置,边缘区域的灵敏场分布会更加均匀。旋转次数越多,得到的测量信息越多,最终得到的整个灵敏场的形状也会越趋近于“碗”

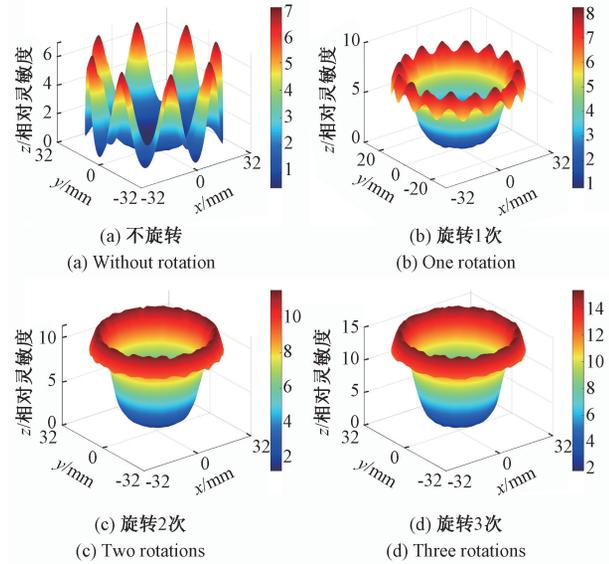


图4 不同旋转次数的灵敏度图

Fig. 4 Sensitivity diagram of different rotation numbers

字型,这表明旋转次数的增加可以改善灵敏场的边缘区域,有利于进行图像重建。

1.4 图像重建算法与评价指标

Landweber 算法是一种常见的 EMT 图像重建迭代算法,选用 Landweber 算法进行图像重建。Landweber 算法如下:

$$\begin{cases} \mathbf{g}_0 = \mathbf{S}^T \mathbf{U} \\ \mathbf{g}_n = \mathbf{g}_{n-1} + \beta^n \mathbf{S}^T (\mathbf{U} - \mathbf{S} \mathbf{g}_{n-1}) \end{cases} \quad (5)$$

式中: \mathbf{g}_0 为迭代初值,由线性反投影算法求得, \mathbf{g}_n 和 \mathbf{g}_{n-1} 分别为第 n 和第 $n-1$ 次迭代得到的电导率分布向量, β^n 为迭代步长,其公式如下:

$$\beta^n = \frac{\|\mathbf{S}^T (\mathbf{U} - \mathbf{S} \mathbf{g}_{n-1})\|^2}{\|\mathbf{S} \mathbf{S}^T (\mathbf{U} - \mathbf{S} \mathbf{g}_{n-1})\|^2} \quad (6)$$

迭代次数设为1000次。

本文用图像相对误差(relative image error, RE)和相关系数(correlation coefficient, CC)作为图像重建的评价指标,各自对应的公式如下:

$$RE = \frac{\|\hat{\mathbf{g}} - \mathbf{g}\|}{\|\mathbf{g}\|} \quad (7)$$

$$CC = \frac{\sum_{h=1}^N (\hat{g}_h - \bar{\hat{g}})(g_h - \bar{g})}{\sqrt{\sum_{h=1}^N (\hat{g}_h - \bar{\hat{g}})^2 \sum_{h=1}^N (g_h - \bar{g})^2}} \quad (8)$$

式中: $\hat{\mathbf{g}}$ 为图像重建计算得到的电导率分布向量, $\bar{\hat{g}}$ 为 $\hat{\mathbf{g}}$ 的平均值, \mathbf{g} 为真实缺陷铝板的电导率分布向量, \bar{g} 为 \mathbf{g} 的平均值, N 为检测区域的剖分单元个数,本文中为812。用上述两个评价指标可以量化重建图像的质量,RE越接近0,CC越接近1,重建图像的质量越高。

1.5 图像重建结果

考虑到随机选择的样本具有较大的偶然性,并结合实际情况铝板常见的缺陷分布,本文设计了 3 组缺陷样本,其介质分布如图 5 所示,有缺陷和非缺陷两部分。这 3 组样本分别含有 1, 2 和 3 个半径为 5 mm 的圆形缺陷,缺陷深度为 5 mm,将圆心设置为检测区域内的随机点并保证整圆在检测区域内,每组样本的个数为 200 个。

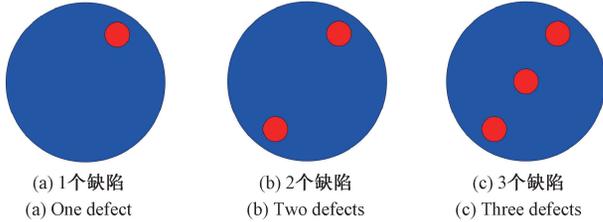


图 5 3 组样本的分布

Fig. 5 The distribution of the three groups of samples

Landweber 算法的图像重建结果如表 1 所示。计算 600 个样本的重建图像的平均 RE 和平均 CC,如图 6 所示。从表 1 和图 6 中可见旋转传感器阵列可以提升重建图像的质量,但旋转次数也不是越多越好。从不旋转到旋转 1 次,测量角度之差较大,不同投影方向下的观测数据中有效信息多,冗余信息较少,图像质量明显提升;旋转次数继续增加,测量角度之差较小,冗余信息增大,图像质量趋于稳定,变化幅度较小;旋转次数增加到 2 次时图像质量仅有小幅提升,旋转次数增加到 3 次时图像质量略有下降。根据仿真结果,考虑到实时性,旋转 1 次为较好选择。

表 1 Landweber 算法成像结果

Table 1 Reconstructed images using Landweber algorithm

真实分布	不旋转	旋转 1 次	旋转 2 次	旋转 3 次

2 图像融合算法

旋转传感器阵列增加了测量信息,用传统算法重建得到的图像质量较不旋转时有所提升,但仍存在较明显

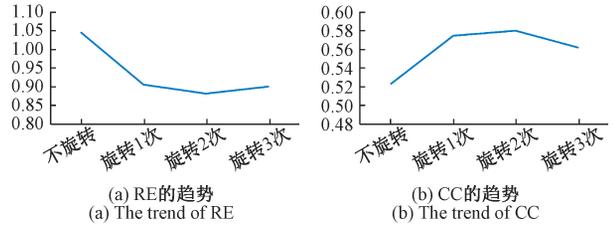


图 6 旋转次数与图像评价指标的关系

Fig. 6 The relationship between the number of rotations and the image evaluation criteria

的伪影和失真现象。为了更好地利用不同旋转角度得到的测量信息,本文用图像融合的方式对测量信息进行处理以得到高质量的重建图像。

2.1 D-S 证据理论

D-S 证据理论由 Dempster^[19] 提出于 1967 年,由 Shafer 等^[20] 完善于 1987 年,作为一种处理不确定性的理论,在目标识别、风险评估、情报分析等领域得到了充分的发展与应用。D-S 证据理论只需定义识别框架和获取基本概率赋值函数后即可进行证据融合。

简单描述一下 D-S 证据理论的基本原理。

令 Θ 为识别框架(一个包括所有互不相容且构成完备集的命题的集合), $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足如下公式:

$$\begin{cases} m(\Phi) = 0 \\ \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (9)$$

式中: Φ 为空集。称 $m(A)$ 为命题 A 的 mass 函数(基本概率赋值函数)。

定义两个衡量证据置信度的函数:信任函数 $Bel(A)$ 和似然函数 $Pl(A)$, 公式分别如下:

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (10)$$

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \Phi} m(B) \quad (11)$$

式中: $Bel(A)$ 为命题 A 的全部子集的基本概率赋值函数之和, $Pl(A)$ 为与命题 A 相交的全部子集的基本概率赋值函数之和,它们之间的关系为:

$$Pl(A) + Bel(\bar{A}) = 1 \quad (12)$$

式中: \bar{A} 为 A 的否命题。

已知两条互相独立和完全可靠的证据,对应的基本概率赋值函数分别为 m_1 和 m_2 , 对于任意的 $A \subseteq \Theta$, Dempster 组合规则的公式为:

$$m(A) = \begin{cases} 0, & A = \Phi \\ \frac{\sum_{B \cap C = A} m_1(B) m_2(C)}{1 - \sum_{B \cap C = \Phi} m_1(B) m_2(C)}, & A \neq \Phi \end{cases} \quad (13)$$

2.2 基于证据理论的 EMT 图像融合

D-S 证据理论中识别框架是所有互斥命题的集合。理想状态下 EMT 重建图像的每个像素只存在两种状态：非缺陷和缺陷，这两种状态对应着 D-S 证据理论中的两个互斥命题。

D-S 证据理论中基本概率赋值函数是对于不同命题的证据。EMT 重建图像的像素灰度在 [0, 1] 之间，将 EMT 图像的像素灰度转化为对两个命题的隶属度即为获取基本概率赋值函数。

在定义识别框架和获取基本概率赋值函数后，即可用 Dempster 组合规则进行证据融合。

EMT 图像融合转化为 D-S 证据理论融合的整个过程可视为“灰度-概率-灰度”的过程。以两幅 EMT 图像的融合为例，具体步骤如下：

1) 分别求取两幅图像的每一个像素对于两个命题的隶属度，即“灰度-概率”的过程。灰度 0 代表第 1 个命题，即非缺陷；灰度 1 代表第 2 个命题，即缺陷。使用 Z 型隶属度函数计算每一个像素隶属于两个命题的概率。由于融合前图像的像素灰度在 [0, 1] 之间，可对 Z 型隶属度函数公式进行简化，得到如下公式：

$$f_{i1}(k) = \begin{cases} 1 - 2x_i(k)^2, & 0 \leq x_i(k) < \frac{1}{2} \\ 2(x_i(k) - 1)^2, & \frac{1}{2} \leq x_i(k) \leq 1 \end{cases} \quad (14)$$

$$f_{i1}(k) + f_{i2}(k) = 1 \quad (15)$$

式中： $f_{i1}(k)$ 、 $f_{i2}(k)$ 分别为第 i 幅图像中第 k 个像素对第 1 个命题和第 2 个命题的隶属度， $x_i(k)$ 为第 i 幅图像中第 k 个像素的灰度。转化后得到的 k 个像素的基本概率赋值函数如表 2 所示。

表 2 基本概率赋值函数

Table 2 Basic probability assignment function

基本概率赋值函数	非缺陷	缺陷
图 1	$f_{11}(k)$	$f_{12}(k)$
图 2	$f_{21}(k)$	$f_{22}(k)$
融合图像	$y_1(k)$	$y_2(k)$

2) 用 Dempster 组合规则对基本概率赋值函数进行融合。针对本问题的 Dempster 规则的简化公式如下：

$$y_1(k) = \frac{\prod_{i=1}^2 f_{i1}(k)}{1 - P} \quad P \neq 1 \quad (16)$$

$$P = \sum_{j=1}^2 \left(\prod_{i=1}^2 f_{ij}(k) \right) \quad i \neq j \quad (17)$$

式中： $y_1(k)$ 为第 k 个像素融合后的基本概率赋值， P 为各个证据之间的冲突系数， P 越大，代表各个证据之间的

冲突程度也就越大。需要说明的是：当 $P = 1$ 时无法用 Dempster 规则进行合成，这种情况会在下文中进行讨论。

3) 根据式 (14) 将融合后的基本概率赋值函数反推为融合像素的灰度，即“概率-灰度”的过程。公式如下：

$$z_k = \begin{cases} 1 - \sqrt{\frac{y_1(k)}{2}} & 0 \leq y_1(k) < \frac{1}{2} \\ \sqrt{\frac{1 - y_1(k)}{2}} & \frac{1}{2} \leq y_1(k) \leq 1 \end{cases} \quad (18)$$

式中： z_k 为融合图像第 k 个像素的灰度。

2.3 基于自适应阈值的改进 D-S 证据理论

传统的 Dempster 组合规则存在一个缺陷：当面对冲突证据时，其融合结果常会与直觉相悖。针对此问题，许多学者基于各自研究领域提出了诸多不同的改进规则^[21]。在 EMT 图像融合中，证据之间冲突代表着两个待融合的像素灰度差异较大。极端情况下甚至会出现一个像素灰度为 1，另一个像素灰度为 0 的情况，此时 Dempster 组合规则会直接失效。传统的 Dempster 组合规则并不适用于对这些冲突证据进行融合。

从本文 1.5 节可知，在 Landweber 算法的重建图像中存在大量的伪影。这些伪影有着位置随机的特点，在一幅图像中某个位置出现的伪影可能在另一幅图像中的同一位置并不存在。这些伪影的存在造成了部分待融合像素灰度差异较大，即待合成证据之间存在冲突。

针对 ET 重建图像中存在伪影的问题，灰度阈值滤波是一个广泛应用且行之有效的解决方法^[22]：当像素灰度低于某个阈值时直接将其置 0^[23]。本文在处理冲突证据时，不再使用 Dempster 组合规则对其进行融合，而是直接对其融合后的像素灰度置 0。

以两个待融合证据的差值作为证据的冲突程度，将证据的冲突程度和一个特定的阈值进行比较，把所有证据分为两大类：冲突证据和不冲突证据。为了避免人工确定阈值的缺陷，本文引入聚类算法来获取自适应阈值以对证据进行分类。将两张待融合图像的所有像素转化为证据后通过聚类算法进行数据聚类，根据相应的聚类结果得到自适应阈值。

以两幅 EMT 图像的融合为例，基于改进证据理论的 EMT 图像融合算法的具体流程如下：

首先，将两幅待融合 EMT 图像的所有像素灰度转化为隶属度矩阵，即基本概率赋值函数矩阵。隶属度矩阵 $M = [M_1, M_2]$ ，其中 $M_1 = [f_{11}(1), \dots, f_{11}(812)]^T$ ， $M_2 = [f_{21}(1), \dots, f_{21}(812)]^T$ 。

然后，根据上一步所得的基本概率赋值函数矩阵计算自适应阈值。求解自适应阈值的公式如下：

$$\lambda = \max(c_1, c_2) \quad (19)$$

式中： λ 为自适应阈值， c_1 和 c_2 为用 K-means 聚类算法对

基本概率赋值函数矩阵 M 聚类得到的两个聚类中心。K-means 聚类算法是一种无监督聚类算法,只需定义聚类中心个数即可对数据进行聚类,得到聚类中心。

接下来,计算证据之间的冲突程度。采用欧氏距离来定义证据之间的冲突程度:

$$\lambda_k = |f_{11}(k) - f_{21}(k)| \quad (20)$$

式中: λ_k 为第 k 组证据的冲突程度。比较证据的冲突程度 λ_k 是否达到自适应阈值 λ :若 $\lambda_k \leq \lambda$,则表明两个证据之间冲突程度较小,归为不冲突证据;若 $\lambda_k > \lambda$,则表明两个证据之间冲突程度较大,归为冲突证据。

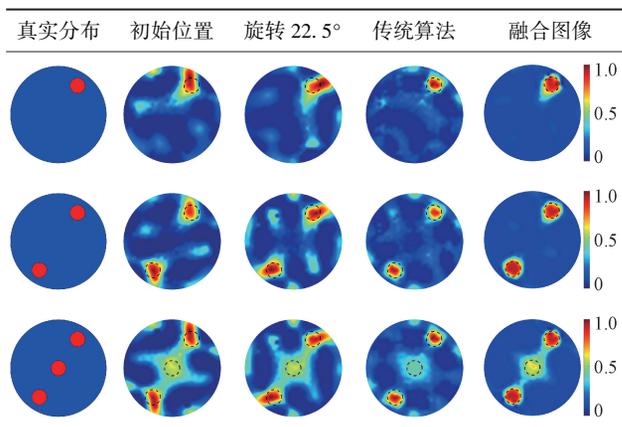
最后,对于不同类型的证据进行不同的处理:不冲突证据仍用 Dempster 组合规则进行融合;冲突证据直接对其融合后的像素灰度置 0。对所有证据进行融合,得到融合 EMT 图像。

2.4 图像融合结果

以旋转 1 次为例,用初始位置和旋转 22.5°时分别得到的 28 个独立测量值进行图像重建,得到两幅待融合图像。选用 Landweber 算法进行初步的图像重建以提高待融合图像的质量。用本文算法对这两幅图像进行图像融合,其部分结果如表 3 所示。表 3 中第 2、3 列为不同角度的单独重建图像(待融合图像),第 4 列为用传统算法对旋转 1 次得到的所有测量信息重建结果,第 5 列为第 2、3 列的融合图像。计算 600 个样本的融合图像的 RE 和 CC,与不旋转和用传统算法对旋转 1 次得到的所有测量信息重建的这两种情况进行比较,RE 和 CC 的平均值、最大值和最小值如表 4 所示。

表 3 旋转 1 次时的图像重建结果

Table 3 Image fusion results of one rotation



从表 3 中可以看出,改进证据理论的图像融合算法可以有效地去除伪影,使缺陷区域的轮廓更加清晰,提高了图像重建的质量。从表 4 中可以看出,与不旋转情况相比,融合图像的平均 RE 降低了 17.0%,平均 CC 提高了 22.7%;与传统算法对旋转 1 次得到的所有测量信

表 4 旋转 1 次时的图像的评价指标

Table 4 Image evaluation criteria of one rotation

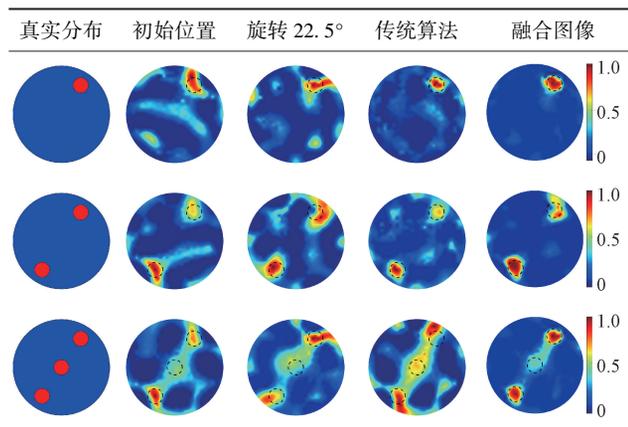
评价指标	不旋转	传统算法	融合图像	
RE	最大值	1.424 1	1.430 0	1.262 7
	平均值	1.014 5	0.905 7	0.842 4
	最小值	0.678 0	0.636 5	0.466 9
CC	最大值	0.726 2	0.775 8	0.883 9
	平均值	0.523 4	0.574 7	0.645 2
	最小值	0.298 9	0.235 4	0.197 2

息重建的情况相比,融合图像的平均 RE 降低了 7.0%,平均 CC 提高了 12.3%;从 RE 和 CC 的最大值和最小值中也可以看出融合图像的质量高于其余情况。这进一步说明了改进证据理论的图像融合算法可以有效地利用不同角度的测量信息,得到更接近真实的缺陷分布。

为了验证本文算法的抗噪能力,在测量电压信号中添加信噪比为 80 dB 的高斯白噪声后进行图像重建。部分重建结果如表 5 所示,表 5 真实分布与表 3 相同。从表 5 中可以看出,加入噪声后的重建图像质量有所下降,不过仍能检测出缺陷的大致位置和大小,这说明了本文算法具有一定的鲁棒性。

表 5 加入噪声后的图像重建结果

Table 5 Image fusion results after adding noise



3 实验研究

为了验证本文方法的有效性,对铝板进行了缺陷检测实验。实验中的可旋转式平面电磁传感器如图 7 所示。将 8 个铜线圈按特定位置嵌入传感器骨架,置于透明塑胶板上。塑胶板的一个作用是实现提离,另一作用是进行旋转。实验中铝板厚度为 2 mm,缺陷深度

为 1 mm。测量时给激励线圈通入峰峰值为 $10 V_{pp}$ 的正弦信号。除此之外,其余实验参数与仿真保持一致。

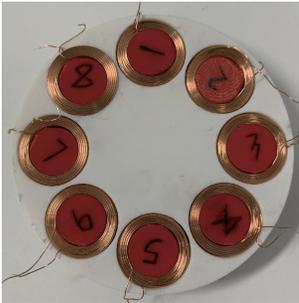


图 7 平面电磁传感器

Fig. 7 Planar electromagnetic sensor

测量时,先将塑胶板放置于无缺陷铝板区域上方,测量得到空场数据 U_0 ,再将塑胶板移动到有缺陷铝板区域上方,测量得到物场数据 U_1 。根据空场数据和满场数据得到归一化后的电压测量值,最后进行图像重建。公式如下:

$$U = \frac{U_1 - U_0}{U_0} \quad (21)$$

以旋转 1 次和旋转角度 22.5° 为例,铝板缺陷的成像效果如表 6 所示。第 2~4 列的重建图像均由 Landweber 算法得到,第 5 列为融合图像。分别计算 4 种实验缺陷分布的重建图像的 RE 和 CC,具体结果如表 7 所示。

表 6 实验图像重建结果

Table 6 Experimental image reconstruction results

实验分布	初始位置	旋转 22.5°	传统算法	融合图像
6-4(1)				
6-4(2)				
6-4(3)				
6-4(4)				

从表 6 和 7 中可知,对比仿真结果与实验结果,由于实验中存在复杂的环境噪声、测量噪声,实验的成像结果差于仿真结果,不过依然可见看出融合图像可以有效地显示缺陷的位置和大小,较其他方法有着明显的优势。这初步验证了图像融合算法的有效性。

表 7 实验图像评价指标

Table 7 Experimental image reconstruction criteria

RE/CC	不旋转	传统算法	融合图像
分布 1	0.753 2/0.690 3	0.830 1/0.572 6	0.648 3/0.755 8
分布 2	1.314 7/0.563 4	1.122 5/0.613 0	1.022 3/0.671 6
分布 3	1.060 9/0.581 6	0.971 1/0.633 1	0.795 5/0.717 9
分布 4	1.028 7/0.413 6	1.036 4/0.324 4	0.759 4/0.652 4

4 结 论

本文将传感器阵列旋转和 D-S 证据理论应用于 EMT 图像融合。通过旋转传感器阵列增加独立测量值个数。将不同旋转角度得到的测量信息单独成像作为源图像然后进行图像融合。针对 D-S 证据理论的 Dempster 组合规则的不足,提出了一种改进证据理论的图像融合算法。仿真和实验结果表明该算法可以有效地去除伪影,提高图像重建的质量。

本文设计的可旋转式平面电磁传感器在实际应用中易于实现,但每旋转一次传感器阵列和测量便会增加一倍的时间,且处理的数据量也会翻倍。在实际应用中需考虑实时性,选择合适的旋转次数。

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] 王琦, 崔莉莎, 汪剑鸣, 等. 基于电磁层析成像的金属缺陷稀疏成像方法 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(9): 2291-2298.
WANG Q, CUI L SH, WANG J M, et al. Defects detection based on electromagnetic tomography for sparse imaging method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(9): 2291-2298.
- [3] YIN W, PEYTON A J. A planar EMT system for the detection of faults on thin metallic plates [J]. Measurement Science and Technology, 2006, 17: 2130-2135.
- [4] WANG Q, LI K, ZHANG R H, et al. Sparse defects detection and 3D imaging base on electromagnetic tomography and total variation algorithm [J]. Review of Scientific Instruments, 2019, 90: 12703.

- [5] CHEN Y X, TAN C, DONG F. Combined planar magnetic induction tomography for local detection of intracranial hemorrhage [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 4500111.
- [6] 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): 5351-5360.
HUO J W, LIU Z, WANG Y D, et al. Plane electromagnetic tomography rail track inspection [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(15): 5351-5360.
- [7] MA L, SOLEIMANI M. Magnetic induction tomography methods and applications: A review [J]. *Measurement Science and Technology*, 2017, 28: 072001.
- [8] WEI H Y, SOLEIMANI M. Theoretical and experimental evaluation of rotational magnetic induction tomography [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2012, 61 (12): 3324-3331.
- [9] CHEN J, KE L, DU Q, et al. Sector sensor array technique for high conductivity materials imaging in magnetic induction tomography [J]. *BioMedical Engineering Online*, 2019, 18: 113.
- [10] 岳远里, 刘泽, 武建利, 等. 电磁层析成像中传感器阵列的优化设置 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2020, 46(2): 430-438.
YUE Y L, LIU Z, WU J L, et al. Optimization for settings of sensor array in electromagnetic tomography [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2020, 46(2): 430-438.
- [11] 马敏, 王伯波, 薛倩, 等. 基于数据融合的 ECT 图像重建算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36 (12): 2798-2803.
MA M, WANG B B, XUE Q, et al. ECT image reconstruction algorithm based on data fusion [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(12): 2798-2803.
- [12] 司志宁, 田沛, 张立峰. 基于 D-S 证据理论的 CT/ECT 图像融合实验方法 [J]. *中国测试*, 2018, 44(1): 108-112.
SI ZH N, TIAN P, ZHANG L F. An experimental method of CT/ECT image fusion based on D-S evidence theory [J]. *China Measurement & Test*, 2018, 44(1): 108-112.
- [13] HE X K, JIANG Y D, WANG B L, et al. An image reconstruction method of capacitively coupled electrical impedance tomography (CCEIT) based on DBSCAN and image fusion [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 4503111.
- [14] SUN S X, ZHAO Q, LIU S, et al. Sensitivity guided image fusion for electrical capacitance tomography [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 4503112.
- [15] 张文彪, 刘瑶瑶, 郑晓媛, 等. 基于图像融合技术的多参数电磁层析成像装置及方法: 中国, 201911297703.4 [P]. 2019. 12. 17.
ZHANG W B, LIU Y Y, ZHENG X Y, et al. Multiparameter electromagnetic tomography device and method based on image fusion technology: China, 201911297703.4 [P]. 2019. 12. 17.
- [16] 徐凯, 陈广, 尹武良, 等. 基于场量提取法的电磁层析成像系统的灵敏度推算 [J]. *传感技术学报*, 2011, 24(4): 543-547.
XU K, CHEN G, YIN W L, et al. Sensitivity derivation and calculation of electromagnetic tomography (EMT) sensor based on field value extraction [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2011, 24(4): 543-547.
- [17] 吕轶, 王旭, 金晶晶, 等. 基于互易原理磁感应成像中灵敏度矩阵的计算 [J]. *仪器仪表学报*, 2012, 33(3): 616-624.
LYU Y, WANG X, JIN J J, et al. Calculation of sensitivity matrix in magnetic induction tomography based on reciprocity principle [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 33(3): 616-624.
- [18] 颜华, 胡丽娟, 王伊凡, 等. 基于改进灵敏度矩阵的 ERT 图像重建 [J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(5): 241-248.
YAN H, HU L J, WANG Y F, et al. Image reconstruction of ERT based on improved sensitivity matrix [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(5): 241-248.
- [19] DEMPSTER A P. Upper and lower probabilities induced by a multiplicand mapping [J]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1967, 38(2): 325-339.
- [20] SHAFER G, LOGAN R. Implementing Dempster's rule

for hierarchical evidence [J]. *Artificial Intelligence*, 1987, 33(3): 271-298.

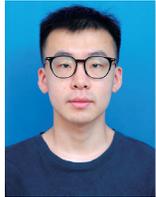
- [21] 周志杰, 唐帅文, 胡昌华, 等. 证据推理理论及其应用[J]. *自动化学报*, 2021, 47(5): 970-984.

ZHOU ZH J, TANG SH W, HU CH H, et al. Evidential reasoning theory and its applications [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(5): 970-984.

- [22] WANG Y X, JI H F, HUANG Z Y, et al. Study on image reconstruction of capacitively coupled electrical impedance tomography (CCEIT) [J]. *Measurement Science and Technology*, 2019, 30: 094002.

- [23] WANG Y X, HE X K, JIANG Y D, et al. New image reconstruction algorithm for CCERT LBP + Gaussian mixture model (GMM) clustering [J]. *Measurement Science and Technology*, 2021, 32: 024001.

作者简介



徐笑, 2020 年于太原理工大学获得学士学位, 现为合肥工业大学电气与自动化工程学院硕士研究生, 主要研究方向为电磁层析成像和无损检测。

E-mail: mj505182217@yahoo.com

Xu Xiao received his B. Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 2020. He is currently pursuing his master degree at Hefei University of Technology. His main research interests include electromagnetic tomography and non-destructive testing.



E-mail: hqyz@hfut.edu.cn

Huang Yunzhi (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2005. She is currently a professor at Hefei University of Technology. Her main research interests include signal processing, machine perception, robot control and intelligent instrument.



韩亮, 2014 年于合肥工业大学机械与汽车工程学院获得学士学位, 2016 年和 2020 年在哈尔滨工业大学(深圳)机电工程学院分别获得硕士和博士学位。现为合肥工业大学电气与自动化工程学院副研究员。主要研究方向为协作机器人领域, 包括机器人控制和人机交互。

E-mail: lianghan@hfut.edu.cn

Han Liang received his B. Sc. degree in Mechanical and Automotive Engineering from Hefei University of Technology in 2014, and received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both in Mechatronic Engineering from Harbin Institute of Technology, Shenzhen in 2016 and 2020, respectively. He is currently an associate researcher at Hefei University of Technology. He mainly focuses on the area of cooperative robots. His research interests include robot control, and human-robot interaction.