基于改进 Split Bregman 的电容层析成像 滑油监测研究^{*}

马 敏,孙美娟

(中国民航大学 电子信息与自动化学院, 天津 300300)

摘 要:针对电容层析成像(Electrical capacitance tomography, ECT)技术应用于滑油系统磨粒在 线监测时,其图像重建过程中存在的不适定性问题,提出了一种基于迭代p阈值函数的Split Bregman (SB)图像重建算法。首先,建立基于SB算法的ECT图像重建模型。其次,建立基于L_p范数的SB模型。 最后,为更方便求解L_p范数的阈值迭代形式,引入了p阈值函数。通过灵活选取p值,提高了SB算法的 精度和适用性。仿真实验结果表明,与Landweber,Tikhonov正则化和SB算法相比,改进SB算法图像误 差降低了约30%,相关系数高达0.96,成像速度与Landweber成像速度相近。实验结果表明,改进SB算 法能够胜任滑油系统磨粒监测任务,并提高了成像质量。

关键词:滑油监测;电容层析成像;滑油系统;图像重建算法;L_p范数
中图分类号: V233.4 文献标识码:A 文章编号: 1001-4055 (2022) 05-200311-07
DOI: 10.13675/j.cnki. tjjs. 200311

Lubricating Oil Monitoring Based on Improved Split Bregman of Electrical Capacitance Tomography

MA Min, SUN Mei-juan

(School of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Aiming at the ill-posedness in the image reconstruction process of Electrical Capacitance Tomography (ECT), when it is applied to the online wear debris monitoring in the lubricating oil system, a Split Bregman (SB) image reconstruction algorithm based on iterative *p*-threshold function is proposed. Firstly, the ECT image reconstruction model based on SB algorithm is established.Secondly, the SB model based on L_p norm is established.Finally, in order to more conveniently solve the threshold iteration form of L_p regularization, a *p*threshold function is introduced.By choosing the *p* value flexibly, the accuracy and applicability of the SB algorithm are improved. Simulation results show that compared with Landweber, Tikhonov regularization and SB algorithm, the image error of improved SB algorithm is reduced by about 30%, the correlation coefficient is up to 0.96, and the imaging speed is similar to that of Landweber.The experimental results show that the improved SB algorithm can be competent for the image reconstruction task and improves the imaging quality.

Key words: Lubricating oil monitoring; Electrical capacitance tomography; Lubricating oil system; Image reconstruction algorithm; $L_{_{D}}$ norm

^{*} 收稿日期: 2020-05-13; 修订日期: 2020-07-17。

基金项目:国家自然科学基金面上项目(61871379);国家自然科学基金委员会与中国民用航空局联合资助项目(U1733119)。

通讯作者:马 敏,博士,教授,研究领域为无损检测及新型传感器技术。

引用格式: 马 敏,孙美娟. 基于改进 Split Bregman 的电容层析成像滑油监测研究[J]. 推进技术, 2022, 43(5):200311.
 (MA Min, SUN Mei-juan. Lubricating Oil Monitoring Based on Improved Split Bregman of Electrical Capacitance Tomography[J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(5):200311.)

2022 年

1 引 言

航空发动机作为飞机的心脏,其安全性、可靠性 和高效性对于保障飞机安全飞行具有重要的意义^[1]。 航空发动机滑油系统,因结构复杂、工作条件恶劣, 磨损类故障依然不可避免。因此,监测滑油系统中 的磨粒状况,在发动机的零部件生产加工以及飞机 运行过程中尤为重要^[2-3]。

电容层析成像(ECT)技术通过测量外部电容数据,重建被测区域的介电常数分布,进而对被测区域进行可视化成像^[4-5]。因其非侵入性、结构简单、高灵活性及低成本等优点,使其在两相流、多相流检测领域有巨大的发展潜力^[6]。

图像重建在ECT系统中起重要作用,重建质量 很大程度上取决于成像算法的性能。目前,常见的 重建算法主要分为非迭代类算法、迭代类算法和智 能算法。例如:线性反投影(LBP)算法,Tikhonov正 则化算法^[7],截断奇异值分解(TSVD)算法、Landweber迭代算法、神经网络算法^[8-10]等。LBP算法运行速 度很快,但它使用转置矩阵近似系数矩阵的伪逆,使 图像误差较大并且在处理过程中存在过高的平滑 度,因此LBP方法常用于ECT图像重建领域的定性 分析。截断奇异值分解(TSVD)算法有效解决了矩阵 求逆的问题,但截断值的大小却没有理想的选取方 法。Tikhonov 正则化方法是一种处理逆问题的有效 方法,已在各个领域得到了广泛的应用,然而它是基 于L,范数求解,重建的图像不可避免地会变得平滑并 且边缘模糊。Landweber迭代算法具有计算简单、快 速的特点,但由于其收敛速度慢,通常需要多次迭代 才可得到较满意的结果,常用于离线分析。

但是由于ECT逆问题的欠定性、病态性和敏感 场的"软场"特性,使系统的有效测量数据量远小于 待求解的像素量,测量数据的微小噪声都可能对所 求解造成较大的变化,进而对重建结果产生不利影 响。现有的直接类算法,图像重建速度快,但精度不 够;迭代类算法,图像重建精度提升,但速度下降;目 前正在发展的神经网络算法,成像精度高,但它对模 型依赖较强,且需大量的数据进行训练。因此,寻求 速度和精度并存的高质量图像依然充满了挑战^[8,11]。

L₁范数是L₀范数的最优凸近似,具有比L₀范数更 好的优化求解特性,且L₁范数相较于L₂范数有较好的 稀疏性,因此,基于L₁范数的稀疏正则化使用越来越 广泛。在文献[12-14]中,提出用SB迭代方法来解决 L₁正则化问题,然而,当将其应用到ECT的成像问题 时^[15-16],*L*₁正则化目标函数对应的迭代收缩阈值算子 是软阈值函数,软阈值函数对大于阈值的数据带来 的衰减会在求解中会带来误差^[17]。*L*_p收缩算子相比 于*L*₁算子增加了一个自由度,能更好地刻画图像的稀 疏梯度信息,并且具有增强的鲁棒性,然而由于*L*_p范 数不可微的特性,并不容易得到*L*_p正则化对应的阈值 迭代形式,为了更好地实现图像重建,因此采用*p*阈 值函数^[18-19]作为广义*L*_p正则化目标函数的近似映射, 提出了结合 SB 方法和迭代*p* 阈值函数方法的方案。 为验证所提方法的有效性,分别进行仿真实验和实 际实验,通过对实验结果的分析,验证了该算法是一 种有效的图像重建方法。

2 基于改进SB的ECT图像重建算法

2.1 ECT图像重建模型

ECT通过解决反问题来重建介电常数的分布,根据麦克斯韦的电磁理论,ECT的图像重建模型线性化为^[11]

$$SG = c \tag{1}$$

式中 $S \ge m \times n$ 维的灵敏度矩阵;G代表 $n \times 1$ 维的归一化介电常数,表示重构图像中的灰度值; $c \ge m \times 1$ 维的电容值矢量。

ECT图像重建问题的目的是从已知的S和c中恢复C。但是,由于图像重建问题的不适定性,通常,将 图像的先验特征转换为惩罚函数,进一步利用该函 数将式(1)的解转换为一个无约束优化问题,其中,L₁ 正则化形式为

$$\min\left\{\frac{1}{2} \| SG - c \|_{2}^{2} + \mu \| G \|_{1}\right\}$$
(2)

2.2 SB算法框架

SB 迭代算法用来求解 L₁ 正则化问题的一般形式为

$$\min_{x \to 1} \|z\|_{1} + H(x) \text{ s.t. } z = \phi(x)$$
(3)

式中 $\phi(x)$ 和H(x)是两个凸函数,其无约束优化 形式为

$$\min_{x,z} \left\| z \right\|_{1} + H(x) + \frac{\lambda}{2} \left\| z - \phi(x) \right\|_{2}^{2}$$
(4)

式中λ为控制参数。利用SB迭代的ECT图像重 建过程描述为

$$(x^{k+1}, z^{k+1}) = \arg\min_{x, z} ||z||_{1} + \frac{\mu}{2} ||Sx - c||_{2}^{2} + \frac{\lambda}{2} ||z - x - b^{k}||_{2}^{2}$$
(5)

$$b^{k+1} = b^k + x^{k+1} - z^{k+1} \tag{6}$$

由于式(5)中L1与L2已经被"解耦",通常可分两

步对 x 和 z 进行交替迭代求解,产生以下更简单的子问题

$$x^{k+1} = \arg\min_{x} \frac{\mu}{2} \|Sx - c\|_{2}^{2} + \frac{\lambda}{2} \|z^{k} - x - b^{k}\|_{2}^{2} (7)$$

$$z^{k+1} = \arg\min_{z} \left\| z \right\|_{1} + \frac{\pi}{2} \left\| z - x^{k+1} - b^{k} \right\|_{2}^{2}$$
(8)

SB 迭代算法的速度极大程度上取决于求解式 (7)和(8)这两个问题的速度。对于式(7),可以利用 很多优化技术来求解。考虑到 ECT 灵敏度矩阵 S 的 特殊性,采用梯度下降算法求解,而式(8)利用软阈 值法来求解。

$$z_{i}^{k+1} = \text{soft}((x^{k+1} + b^{k})_{i}, \frac{\rho}{\lambda}) \quad i = 1, 2, \dots, n$$
 (9)

$$\operatorname{soft}(x,\gamma) = \operatorname{sign}(x) \cdot \max\{|x| - \gamma, 0\}$$
(10)

2.3 基于p阈值函数的SB算法

L_p正则化由于效果较好,被广泛应用在 ECT 问题 中。Woodworth等^[18]也已证明,在恢复稀疏信号时,L_p 收缩优于软阈值收缩。将 SB 中的 L₁约束项改进为 L_p 约束项,SB 建模修改为

$$x^{k+1} = \arg\min_{x} \frac{\mu}{2} \| Sx - c \|_{2}^{2} + \frac{\lambda}{2} \| z^{k} - x - b^{k} \|_{2}^{2}$$
(11)

$$z^{k+1} = \arg\min_{z} \left\| z \right\|_{p} + \frac{\lambda}{2} \left\| z - x^{k+1} - b^{k} \right\|_{2}^{2} \quad (12)$$

$$b^{k+1} = b^k + x^{k+1} - z^{k+1}$$
(13)

对于 p=1/2 或 2/3 的特殊情况,可以通过三次方 程或四次方程的解来表示近端映射,但计算复杂度 高。因此,本文采用p阈值函数求解L_p正则化。p阈 值的定义如下^[18]

$$s_{p}(t) = \max\left\{t - \lambda^{2-p}t^{p-1}, 0\right\}$$
(14)

式中 $\lambda > 0$, $p \in \mathbb{R}_{\circ}$

图 1 绘制了当 $\lambda = 1$ 时,p取不同值时阈值收缩函数图像。

由图1可以看出,p=1时,p阈值收缩等于软阈值; p值越小,p收缩对大输入的"收缩"越少; $\exists p \rightarrow -\infty$



Fig. 1 Image of threshold shrinkage function with different

p values

时,p阈值收缩有指向硬阈值的倾向,同时克服了硬 阈值收缩的不连续性。零区域的宽度由正则化参数 λ和p共同决定。基于p阈值函数的SB算法(以下简 称改进SB算法)流程如下:

Algorithm 1:改进 SB 算法 初始化: $z^{0} = 0, b^{0} = 0, k = 1, k_{max} = 100, \varepsilon = 10^{-4}$ While $k < k_{max}$: 1、使用梯度下降方法求解方程(11),更新 x^{k+1} 2、通过使用式(14)求解方程(12),更新 z^{k+1} 3、通过求解方程式(13),更新 b^{k+1} 4、判断是否收敛: $||x^{k+1} - x^{k}||_{2}^{2} < \varepsilon$ 5、 $k \leftarrow k + 1$ end 输出:最终的计算结果

3 实验及结果分析

3.1 仿真实验

为了验证改进SB算法的有效性,使用COMSOL Multiphysics 5.3软件建立12电极的ECT传感器模型, 进行有限元求解,计算灵敏度矩阵。再运行Matlab2016a软件,用不同算法进行ECT图像重建。实验 环境设定在配置为Intel(R)Core(TM)i5-2520M CPU@2.50GHz 2.50GHz处理器,安装内存4.00GB, 64位操作系统的计算机上。

在仿真实验中,管道内半径设为46mm,外半径 50mm,屏蔽罩半径55mm,剖分网格数为812。介电 常数设置为空气1;铜2.2;塑料5.8;玻璃4.2。实验共 选取6种模型,分别是核心流、不同位置和大小的三 泡流、层流及十字流,旨在检查算法对不同位置、形 状及大小的物场成像效果。6种模型的相关参数设 置见表1。

通过对不同算法的图像重建效果、重建时间、相关系数和图像误差进行比较,分析改进SB算法的成像优缺点。其中,仿真图像重建效果如表2所示;图像重建速度如图2所示,图像误差(Image relative error, IME)和相关系数(Correlation coefficient, CORR)的计算式为^[5]

$$E_{\rm IME} = \frac{\left\| \hat{\boldsymbol{G}} - \boldsymbol{G} \right\|_{2}^{2}}{\left\| \boldsymbol{G} \right\|_{2}^{2}}$$
(15)

$$C_{\text{CORR}} = \frac{\sum_{i=1}^{m} (\hat{G}_i - \overline{\hat{G}}) (G_i - \overline{G})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{m} (\hat{G}_i - \overline{\hat{G}})^2 \sum_{i=1}^{m} (G_i - \overline{G})^2}}$$
(16)

200311-3

Table 1 Parameter setting of simulation model										
Model	1	2	3	4	5	6				
Simulation model										
Parameter/mm	r=10	r=10	r=10	r=10,15	h=23	Rectangular =65×12,12×65				

式中G为算法重建得到的介电常数值, \hat{G} 为设定的介电常数值, \overline{G} 和 $\overline{\hat{G}}$ 分别为G和 \hat{C} 的平均值。



Fig. 2 Comparison of image reconstruction speed (s)

可知IME越小,表示算法重建结果与真实分布的 误差越小,成像的效果越好。CORR越大,表示重建 结果与真实分布的相关程度越大,重建图像越接近 原始图像。计算后的数据见图3,图4。

由表2可知,当被测物体距离传感器中心较近时,Landweber,Tikhonov算法重建图像周围有部分伪



Fig. 3 Comparison of image correlation coefficient



Fig. 4 Comparison of image relative error



Table 2 Reconstruction effects of different algorithms

影,不能够准确确定物体的位置和大小。SB算法成 像伪影较小,能够确定物体的位置,但不能准确反映 物体的大小。改进SB算法不仅成像效果好,且能够 准确地反映物体的位置和大小。当物体位置移动 时,Landweber,Tikhonov,SB算法在传感器电极附近 图像的伪影比较大,难以分辨出物体形状、个数及位 置;而改进SB算法成像有明显的优势;当物体大小不 同时,改进SB算法成像有一些变形,但与其他算法相 比效果依然较好。对于边缘锐利的层流和十字流, SB算法并无太大优势,但改进SB算法成像边缘清晰 可见,尤其对于复杂的十字流,也能够较清楚地显示 物体位置和形状。

由图2可知,改进SB算法图像重建速度与SB算法和直接算法Landweber的成像速度相近,是迭代算法Tikhonov速度的约3~8倍,成像速度快。

从图 3,图 4的定量评价指标也可以直观地看出, 相对于 Landweber, Tikhonov 和 SB 方法,改进 SB 方法 图像重建误差最小,相关系数最大,证明了改进 SB 算 法对于重建图像精度的提升。

影响改进 SB 算法的另一个重要因素是参数 p 的 选择。如上所述, p 值越小, 大的输入收缩就越小。 为显示不同 p 值对图像重建结果的影响, 以 Model 2 为例, 表 3 显示了当其他参数取值相同, 只改变参数 p 的取值时, Model 2的图像重建效果。

可以看出,适当的p值选取可以明显改善图像质量,弥补正则化参数的局限性。p值的选取随对象分布的不同而有所差距,仿真实验中,p从2~-12,每隔0.1降序选取一次,最终选择使模型CORR值最大,IME值最小的p值为各个模型的最终p值。下表给出了6种仿真实验模型最终的p值选取。

由表4可知,适合不同流型的p值范围有很大差别,但最终选取的p值都是负值,且相近流型的最适p 值差别不太大。

3.2 实际实验

ECT系统在实际工作应用中,其电容传感器系统 与图像重建算法需要有较强的抗干扰能力,还需要 有一定的稳定性,以便于安全、高效的长期工作。实 验采用天津大学研制的基于 FPGA 数字式数据采集 系统的12电极 ECT 系统,传感器直径为50mm,如图5 所示。利用计算机采集电容数据,并在 Matlab 中将采 集到的数据用不同算法进行图像重建。分别对空气 与聚乙烯粒形成的气固两相流和滑油与铁屑磨粒形 成的液固两相流进行实验。

由于在实际测量中,各相分布是未知的,无法像 仿真实验一样用数据验证最适p值,因此参考仿真实 验p值选取的结果,从-10~0每隔0.5选取一次,再从 成像效果类似的p值中选择使成像最清晰的值为最 终p值。

3.2.1 气固两相流实验

空气标定为空场,聚乙烯粒标定为满场,把形状、大小不同的亚克力管道放入传感器内作为物场, 实验共选取(a),(b),(c)三个模型,各模型具体尺寸 见图6,由实验得各模型p值分别取:-1.5,-0.5,-1.5 时,图像重建效果最佳,图像重建效果如表5所示。

由表5可知,改进SB算法在气固两相流实验中, 表现效果良好。相比于Landwebr与SB算法,改进SB 算法在成像的伪影、位置和大小方面都有所改善。 3.2.2 滑油实验

航空发动机滑油管道很细,滑油磨粒粒径为 250~900µm,滑油中磨粒的变化取决于磨损过程,一般来说,250µm以上的磨粒主要反映航空发动机运 行过程中的非正常磨损^[20]。因此提高图像重建算法 精度,是一种有望实现滑油磨粒特征在线检测的 方法。

为了能够得到较好的图像重建效果,本实验选 用直径为50mm的亚克力管道代替滑油管道,数据采 集过程中,人为控制管道内铁屑的浓度及形状,模拟 磨粒在发动机滑油管道内的分布情况。滑油标定为 空场,铁屑标定为满场。铁屑及滑油如图7所示。实 验选取图8中的(d),(e)两个模型,各模型p值分别 取-1,-9时,图像重建效果最佳,图像重建效果 见表6。

从表6可以看出,改进SB算法可以应用于滑油检测,并且图像重建效果较好。为进一步研究ECT系统应用于实际航空发动机滑油管道检测提供基础。

 Table 3 Image reconstruction effects of different values of p for model 2



Table 4p value selected by each model

Model	1	2	3	4	5	6
р	-2.4	-1.8	-1.0	-1.1	-10.0	-0.5



Fig. 5 12-electrode ECT system







(a) Iron filings(b) Mobil jet oilFig. 7 Iron filings and mobil jet oil



Fig. 8 Model of lubricating oil experiment





4 结 论

本文对基于*p*阈值函数的SB算法进行ECT图像 重建研究,可以得到以下结论:

(1)相对于传统算法,改进SB算法结合了p阈值 函数和SB算法的优点,可以明显改善ECT成像质量, 对流型、位置、大小有良好的适应性,有利于实际动 态物场成像。

(2)仿真实验表明,与Landweber,Tikhonov正则 化和SB算法相比,改进SB算法在保证成像效率的同 时,进一步提高了计算精度。其图像误差降低了约 30%,相关系数高达0.96,成像速度与直接类算法 Landweber的成像速度相近。

(3)实际实验表明,改进SB算法在气固两相流和 滑油检测中图像重建效果较好,可以应用于实际的 成像检测。但是由于实际滑油管道磨粒尺寸较小, 对算法和传感器的精度要求很高,后续在选择高精 度传感器的同时还需进一步提升算法精度,以满足 实际需求。

(4)由于图像重建效果比较依赖阈值参数的选取,且不同p值对结果的影响较大,目前p值靠手动选取,且实际实验需参考仿真实验的p值选取结果,会带来一定的误差。因此,接下来可根据物体稀疏度

等信息进一步改善算法,实现自适应p值选取,从而 减少人工调参带来的误差。

致 谢:感谢天津大学提供的实验仪器;感谢国家自然 科学基金面上项目、国家自然科学基金委员会与中国民 用航空局联合资助项目的资助。

参考文献

- [1] 马 敏,王 涛,王 力.基于深度学习的滑油监测方法研究[J].推进技术,2020,41(5):1159-1167.
 (MA Min, WANG Tao, WANG Li. Researchon Monitoring Method of Lubricating Oil Based on Deep Learning
 [J]. Journal of Propulsion Technology, 2020,41(5): 1159-1167.)
- [2] 黄文杰, 左洪福. 滑油系统全流量磨粒在线监测静电 传感器技术研究[J]. 航空学报, 2013, 34(8): 1786-1794.
- [3] 薛 倩,刘 婧,马 敏,等.基于原始对偶内点法的EST图像重建研究[J].北京航空航天大学学报,2019,45(10).
- [4] 王化祥. 电学层析成像技术[J]. 自动化仪表, 2017, 38(5): 1-6.
- [5] 彭黎辉,陆 耿,杨五强.电容成像图像重建算法原理及评价[J].清华大学学报(自然科学版),2004,44
 (4):478-484.
- [6] Chowdhury S, Marashdeh Q M, Teixeira F L. Inverse Normalization Method for Cross-Sectional Imaging and Velocimetry of Two-Phase Flows Based on Electrical Capacitance Tomography[J]. *IEEE Sensors Letters*, 2018, 2 (1): 1-4.
- [7] Vauhkonen M, Vadasz D, Karjalainen P A, et al. Tikhonov Regularization and Prior Information in Electrical Impedance Tomography[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1998, 17(2): 285-293.
- [8] 阎春生,廖延彪,田 芊. 层析成像图像重建算法综述[J]. 中国光学, 2013, 6(5): 617-632.
- [9] Zheng J, Li J K, Li Y, et al. A Benchmark Dataset and Deep Learning-Based Image Reconstruction for Electri-

cal Capacitance Tomography [J]. Sensors, 2018, 18 (11): 3701.

- [10] 王化祥. 电学层析成像[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [11] Cui Z Q, Wang Q, Xue Q, et al. A Review on Image Reconstruction Algorithms for Electrical Capacitance/Resistance Tomography [J]. Sensor Review, 2016, 36 (4): 429-445.
- [12] Cai J F, Osher S, Shen Z W. Split Bregman Methods and Frame Based Image Restoration [J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2010, 8(2): 337-369.
- [13] Lazzaro D, Piccolomini L E, Zama F. A Fast Splitting Method for Efficient Split Bregman Iterations[J]. Applied Mathematics and Computation, 2019, 357: 139-146.
- [14] Goldstein T, Osher S. The Split Bregman Method for L1-Regularized Problems[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2): 323-343.
- [15] Lei J, Liu Q B, Wang X Y. Deep Learning-Based Inversion Method for Imaging Problems in Electrical Capacitance Tomography [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67(9): 2107-2118.
- [16] Liu J, Liu S, Zhou W T, et al. Flame Detection on Swirl Burner Using ECT with Dynamic Reconstruction Algorithm Based on the Split Bregman Iteration [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(22): 7290-7297.
- [17] Wang Z, Xu Y B, Dong F. A Fast Iterative P-Thresholding Algorithm for Sparse Reconstruction of Electrical Tomography [C]. Beijing: IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST), 2017.
- [18] Woodworth J, Chartrand R. Compressed Sensing Recovery via Nonconvex Shrinkage Penalties [J]. Inverse Problems, 2016, 32(7): 1-26.
- [19] Li Y F, Shang K, Huang Z H. A Singular Value P-Shrinkage Thresholding Algorithm for Low Rank Matrix Recovery[J]. Computational Optimization&Applications, 2019, 73(2): 453-476.
- [20] 杨 吴,孙衍山,李 健,等.滑油磨粒检测信号的 变分模态分解和概率密度估计[J].仪器仪表学报, 2018,38(4):99-106.

(编辑:史亚红)