

DOI: 10.3969/j.issn.1671-024x.2024.05.009

肺水肿三维电阻抗断层成像方法

王琦^{1,2}, 毕旭¹, 赵晓赞^{3,4,5}, 李秀艳², 段晓杰², 汪剑鸣²

(1. 天津工业大学 生命科学学院, 天津 300387; 2. 天津工业大学 电子与信息工程学院, 天津 300387; 3. 天津大学 胸科医院, 天津 300072; 4. 天津医科大学 胸科临床学院, 天津 300070; 5. 天津市胸科医院 呼吸重症监护医学与睡眠中心, 天津 300222)

摘要: 为了对肺水肿过程进行连续可视化监测, 实时监测肺水肿动态特征, 提出了一种基于 Split-Bregman 算法的 3D-TV 正则化三维 EIT 成像方法。将 3D-TV 正则化方法与传统的共轭梯度(conjugate gradient, CG)算法和总变差正则化(total variation, TV)算法重建图像的相对误差(relative error, RE)、相关系数(correlation coefficient, CC)和结构相似度(structural similarity index measurement, SSIM)进行对比与评价; 并将 3D-TV 正则化方法应用于大鼠肺水肿实验, 监测大鼠肺水肿的整个过程并进行分析。结果表明: 与传统 TV 算法相比, 3D-TV 正则化方法使三维 EIT 成像的 RE 降低了 9.1%, CC 提高了 9.1%, SSIM 提高了 7.7%, 说明 3D-TV 正则化方法更适合三维 EIT 图像重建, 并且可以对大鼠肺水肿的整个过程进行监测和成像。

关键词: 电阻抗断层成像; 正则化算法; 图像重建; 肺水肿

中图分类号: TN911.73

文献标志码: A

文章编号: 1671-024X(2024)05-0059-07

3D electrical impedance tomography method for pulmonary edema

WANG Qi^{1,2}, BI Xu¹, ZHAO Xiaoyun^{3,4,5}, LI Xiuyan², DUAN Xiaojie², WANG Jianming²

(1. School of Life Science, Tiangong University, Tianjin 300387, China; 2. School of Electronic and Information Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China; 3. Chest Hospital of Tianjin University, Tianjin 300072, China; 4. Chest Clinical College of Tianjin Medical University, Tianjin 300070, China; 5. Department of Respiratory Critical Care Medicine and Sleep Center, Tianjin Chest Hospital, Tianjin 300222, China)

Abstract: In order to realize continuous visual monitoring of the pulmonary edema process, monitor the characteristics of dynamic changes of pulmonary edema in real time, a 3D-TV regularized 3D-EIT imaging method based on Split-Bregman algorithm is proposed. The 3D-TV regularization method is compared with the traditional conjugate gradient (CG) and total variation (TV) algorithms to evaluate the relative error (RE), correlation coefficient (CC) and structural similarity index measurement (SSIM) of the reconstructed images. Finally, the 3D-TV regularization method was applied to the rat pulmonary edema experiment, and the whole process of rat pulmonary edema was monitored and analyzed. The results show that compared with the traditional TV algorithm, the 3D-TV regularization method reduces the RE of 3D EIT imaging by 9.1%, improves CC by 9.1% and improves SSIM by 7.7%, indicating that the 3D-TV regularization method is more suitable for 3D-EIT image reconstruction. And the whole process of pulmonary edema in rats can be monitored and imaged.

Key words: electrical impedance tomography(EIT); regularization algorithm; image reconstruction; pulmonary edema

肺水肿是由于肺部血管和组织之间的液体交换障碍而引起的肺部水分含量增加^[1]。研究表明, 肺水肿发展迅速, 如果不及时诊疗, 可能会导致严重甚至危

及生命的并发症^[2]。因此, 需要一种实时、安全的监测工具对肺水肿患者进行早期诊断。近年来, 计算机断层扫描(computed tomography, CT)和核磁共振成像(ma-

收稿日期: 2022-10-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62072335, 62071328)

通信作者: 王琦(1985—), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为智能信息处理。E-mail: wangqitju@163.com

genetic resonance imaging, MRI)等医学成像技术被用于获得高分辨率的胸部解剖图像,从而可以获得有关肺损伤的局部信息^[3]。然而,传统的医学成像方法不能提供对肺部的实时监测^[4]。

作为一种功能成像技术,电阻抗断层成像(electrical impedance tomography, EIT)可以实时监测肺水肿的动态特征,用于分析肺水肿的过程^[5]。EIT是一种非电离和非侵入性的新型成像方法,由于其能够评估肺结构的区域性特征,它可以被认为是监测急性肺水肿的理想工具^[6]。EIT成像属于逆问题^[7],由于缺少测量数据以及灵敏度矩阵的病态性,重建图像的空间分辨率较低,测量噪声往往会产生图像伪影,许多直接或者迭代的方法被用来进行EIT图像重建^[8]。传统算法通过惩罚解的 L_2 范数来优化计算,如Tikhonov正则化和Laplacian正则化^[9]。这些 L_2 范数正则化算法平滑了阻抗的边缘特征,降低了EIT重建的分辨率,并且往往会导致失真^[10-11]。由于模型和媒质分布的复杂性,需要更强的 L_1 范数正则化,全变分(total variation, TV)方法是一种 L_1 范数正则化方法,可用原一对偶内点法(PDIPM)、线性交替方向乘数法(LADMM)和分裂布雷格曼法(Split-Bregman)等方法求解^[12]。近年来,TV正则化在电阻抗断层成像领域受到了广泛的关注,研究表明,TV正则化能提高边缘保留能力,是一种适合图像重建的方法^[13]。TV正则化是一个无约束问题,与其他方法相比,Split-Bregman方法加强了数据约束,能够产生一系列的解,这些解不仅可解决无约束问题,而且更接近真实解,从而提高了图像质量^[14]。

目前已经有课题组通过EIT技术实现肺水肿的量化,但是缺乏对肺水肿过程进行三维成像的研究。本文提出了一种基于Split-Bregman算法的3D-TV正则化三维EIT成像方法,将三维EIT成像技术应用于大鼠肺水肿实验(该实验已申请生物伦理证明),实现对大鼠肺部水肿过程的三维可视化监测。根据大鼠胸腔的解剖结构,建立了真实的3D胸腔模型。为了更直观地监测大鼠肺水肿的过程,采用Split-Bregman方法解决了EIT图像重建的TV最小化问题,利用3D-TV正则化算法、CG算法和TV算法进行EIT图像重建并进行对比与评价,最后将3D-TV正则化算法应用于肺水肿实验,对大鼠肺水肿的整个过程进行监测和分析。

1 EIT成像理论基础

在EIT中,目标场域内电导率 σ 的分布与测量的边界电压差值 V 之间的关系表示为:

$$V = F(\sigma) + e \quad (1)$$

式中: F 为非线性前向算子; e 为测量误差。在实际应用中^[15],式(1)可以线性化为:

$$V = J\sigma + e \quad (2)$$

式中: V 为归一化的电压测量差值; J 为灵敏度矩阵; σ 为目标场和参考场之间的电导率变化矢量。

为了利用边界电压测量差值来计算场域内的电导率分布,需要解决一个逆问题,该过程就是图像重建,通常可以表示为式(3)所示最小化问题:

$$\sigma^* = \arg \min_{\sigma} \|J\sigma - V\|^2 + \lambda\varphi(\sigma) \quad (3)$$

为使这个最小化问题适用于TV正则化,本文考虑一组对电导率 σ 进行变换的算子,具体为 $\Phi_i^H \sigma \Psi_i$, $i = 0, \dots, q-1$ (q 为图像像素数),并将不可分离的惩罚项指定为:

$$\varphi(\sigma) = \left\| \sum_{i=0}^{q-1} |\Phi_i^H \sigma \Psi_i|^2 \right\|_{l_1} \quad (4)$$

式中: Φ 和 Ψ 为电导率 σ 在三维空间上的变换算子。3D-TV正则化泛函可以通过设置 $q=3$ 获得, $\Phi_0 = D_x$, $\Psi_0 = I$; $\Phi_1 = D_y$, $\Psi_1 = I$ 以及 $\Phi_2 = I$, $\Psi_2 = D_z$,其中 D_x 、 D_y 和 D_z 分别为沿 x 轴、 y 轴和 z 轴方向上的有限差分矩阵。

2 3D-TV正则化算法

式(3)是一个无约束最小化问题,在无约束最小化问题中加入Bregman迭代,能够使解收敛到等价的约束最小化问题的解,利用这一思想,Split-Bregman方法以高效简单的方式求解具有凸不可微泛函的约束最小化问题^[16]。对于TV约束问题,使用Split-Bregman方法将TV泛函解耦,通过直接的收缩算法使其最小化,并通过交替迭代方法进行求解。

基于约束最小化问题比无约束最小化问题更容易求解的原理,本文使用上述Split-Bregman方法求解式(3),将正则化矩阵恢复方案转换为一个约束最小化问题:

$$\sigma^* = \arg \min_{\sigma, S} \|J\sigma - V\|^2 + \lambda \left\| \sqrt{\sum_{i=0}^{q-1} \|S_i\|^2} \right\|_{l_1} \quad (5)$$

$$\text{s.t. } S_i = \Phi_i^H \sigma \Psi_i \quad i = 0, \dots, q-1$$

式中: S_i 为在优化过程中确定的辅助分裂变量。本文使用惩罚方法求解式(5),其中最小化

$$D_{\beta}(\sigma, S_i) = \|J\sigma - V\|^2 + \lambda \left\| \sqrt{\sum_{i=0}^{q-1} \|S_i\|^2} \right\|_{l_1} + \frac{\beta}{2} \sum_{i=0}^{q-1} \|\Phi_i^H \sigma \Psi_i - S_i\|^2 \quad (6)$$

式中:第3项是为了加强约束 $S_i = \Phi_i^H \sigma \Psi_i$ 而引入的惩罚项。当 $\beta \rightarrow \infty$ 时,式(6)的解趋近于式(5)的解。

使用两步交替最小化方法求解式(6),固定其他变量以求解每一个感兴趣的变量,可以分为以下2个子问题:

$$\sigma_{n+1} = \arg \min_{\sigma} \| J\sigma - V \| ^2 + \frac{\beta}{2} \sum_{i=0}^{q-1} \| \Phi_i^H \sigma \Psi_i - S_{i,n} \| ^2 \quad (7)$$

$$S_{i,n+1} = \arg \min_{\{S\}} \sum_{i=0}^{q-1} \| \Phi_i^H \sigma_{n+1} \Psi_i - S_i \| ^2 + \left\| \sqrt{\sum_{i=0}^{q-1} \| S_i \|^2} \right\|_{l_1} \quad i = 0, \dots, q-1 \quad (8)$$

第1个子问题(7)是二次的,因此,可以解析为:

$$\sigma_{n+1} = \left(J^T J + \frac{\beta}{2} \sum_{i=0}^{q-1} Q_i Q_i^T \right)^{-1} \left(J^T V + \frac{\beta}{2} \sum_{i=0}^{q-1} S_i \right) = J(S_i) \quad (9)$$

式中: Q_i 被定义为 $Q_i(\sigma) = \Phi_i^H \sigma \Psi_i$ 。式(7)可以使用共轭梯度法进行求解。

第2个子问题(8)需要对所有项 $Q_i(\sigma_{n+1})$ 项进行联合处理,可表示为:

$$S_{i,n+1} = \frac{Q_i(\sigma_{n+1})}{\sum_{i=0}^{q-1} \| Q_i(\sigma_{n+1}) \|^2} \cdot \left(\sum_{i=0}^{q-1} \| Q_i(\sigma_{n+1}) \|^2 - \frac{\lambda}{\beta} \right)_+ = \kappa_{\lambda/\beta}(\sigma_{n+1}) \quad (10)$$

这种方法被称为 $Q_i(\sigma_{n+1})$ 的多维 TV 收缩。

用于 EIT 重建的 3D-TV 算法总结如下:

输入: $V, J, \sigma_0, \text{TOLERANCE}$

输出: σ_{n+1}

1: 初始化 $p = 0; \beta_0 > 0; S_i = 0$;

2: while $S_i \neq \Phi_i^H \sigma \Psi_i$ do

3: while $d_n > \text{TOLERANCE}$ do

4: 求解式(9)中的 σ_{n+1} 根据式(7)

5: 求解式(10)中的 $S_{i,n+1}$ 根据式(8)

6: $n = n + 1$;

7: end while

8: $\beta_{p+1} = \beta_p * \text{INC_FACTOR}; p = p + 1$;

9: end while

上述算法涉及2个循环。参数 β 在外循环中递增,而 $D_{\beta}(\sigma, S_i)$ 的最小化在内循环中执行,当满足式(11)内容时,程序终止内部循环。

$$d_n = \left| \frac{D_{\beta_p}(\sigma_n) - D_{\beta_p}(\sigma_{n-1})}{D_{\beta_p}(\sigma_n)} \right| < \text{TOLERANCE} \quad (11)$$

式中: TOLERANCE 为设定的最小误差。

由于 3D-TV 算法是在三维空间上对电导率进行差分,加强了重建层与层之间的联系,约束了边界形状,因此,能够有效地去除伪影。

3 基于 3D-TV 方法的 EIT 图像重建

3.1 大鼠肺部三维仿真模型建立

本文使用 CT 扫描仪 (Siemens SOMATOM Force 双源 CT) 对大鼠的胸腔拍摄了 CT 扫描序列,如图 1 所示。



图1 大鼠 CT 扫描

Fig.1 CT scans of rat

为了构建大鼠 3D 胸腔模型,该模型已被简化为仅包含胸腔和肺部区域。首先基于最大类间方差法提取胸腔和肺部的轮廓,然后在 Mimics (Mimics Medical 21.0) 中进行轮廓叠加,构建大鼠胸腔和肺部的初步模型。为了能够在 EIT 正问题中得到稳定的解,使用 SolidWorks (SolidWorks 2020) 对模型进行平滑处理。整体流程如图 2 所示。最后,将胸腔模型和肺部模型导入到 COMSOL Multiphysics (COMSOL Multiphysics 5.4) 中来求解 EIT 正问题。

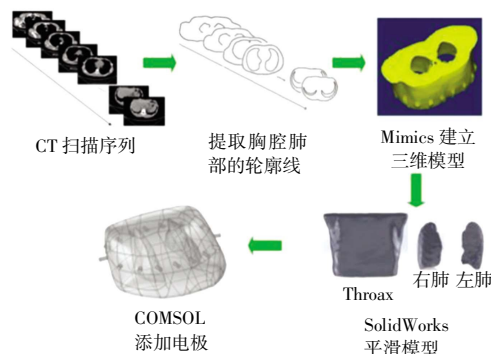


图2 3D 胸腔模型的构建过程

Fig.2 Construction process of 3D thorax model

本文所构建的用于大鼠三维 EIT 图像重建的 3D 大鼠胸腔模型如图 3 所示。将大鼠肺部的电导率设置为 0.12 S/m,非肺部组织的电导率设置为 0.48 S/m。此外,在大鼠胸腔周围均匀放置一个由 16 个电极组成

的单环电极。

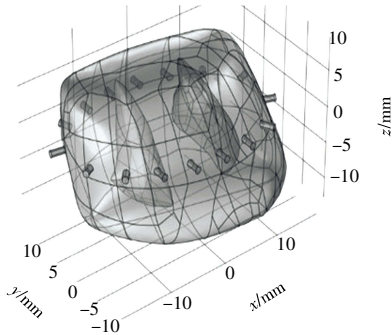


图 3 大鼠胸腔 3D 模型

Fig.3 3D thorax model of rat

为了获得大鼠胸腔和肺部的 3D EIT 重建结果,可以将图像重建到垂直于 z 轴的多个体素层上。考虑到内存限制和速度要求,本文将 3D EIT 重建图像设置了 45 个重建层,每层的分辨率为 $32\text{ mm}\times 32\text{ mm}$,重建层间距为 0.5 mm ,EIT 逆问题的 3D 网格如图 4 所示。

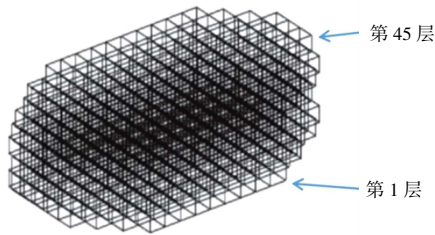


图 4 解决逆问题的体素网格

Fig.4 Voxel mesh for solving inverse problem

3.2 评价参数

本文选用相对误差、相关系数以及结构相似度 3 个评价参数分析不同算法的图像重建效果。

(1) 相对误差(relative error, RE):为了分析不同图像重建算法对重建结果的影响,本文采用图像相对误差 RE 对其进行分析:

$$RE = \frac{\left\| \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^{N_j} (\sigma_{ij} - \sigma_{ij}^*) \right\|_2}{\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^{N_j} \sigma_{ij}^*} \quad (12)$$

式中: σ_{ij} 为第 j 层中第 i 个像素的计算电导率; σ_{ij}^* 为对应的电导率真值; N_j 为第 j 层重建图像的像素总数; M 为重建图像的总层数。

(2) 相关系数(correlation coefficient, CC):相关系数数量化了真实模型和重建图像之间的相似性,相关系数的定义如式(13)所示:

$$CC = \frac{\text{Cov}(\sigma^*, \sigma)}{\text{Std}(\sigma^*)\text{Std}(\sigma)} \quad (13)$$

式中: σ 为计算电导率; σ^* 为对应的电导率真值;Cov

为计算电导率和电导率真值之间的协方差。CC 的值介于 0 和 1 之间,CC 越高表示重建图像的结果越准确。

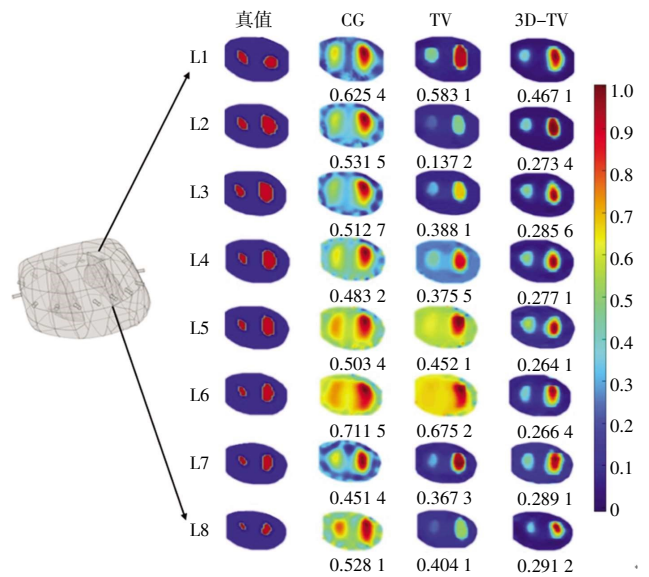
(3) 结构相似度(structural similarity index measurement, SSIM):结构相似度用于计算真实模型与重建图像之间的相似性,结构相似度的定义如式(14)所示:

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x + \mu_y + C_1) + (\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (14)$$

式中: μ_x 、 μ_y 分别为 x 和 y 的平均值; σ_x 、 σ_y 分别为图像 x 和 y 的标准差; σ_{xy} 为图像 x 和 y 的协方差; C_1 和 C_2 为常量,用于防止除数为 0; x 为电导率真值; y 为计算电导率。SSIM 的值介于 0 和 1 之间,SSIM 越高表示重建图像的结果越准确。

3.3 大鼠肺部仿真实验

本文将肺部区域分为 31 个水平层(整个模型的第 9 层至第 39 层)。基于 CG 算法、TV 算法以及 3D-TV 算法对大鼠肺部重建的 8 个 2D EIT 图像切片如图 5 所示。图 5 中重建电导率分布归一化至 $[0, 1]$ 之间,并计算重建图像的 RE 值。



注:重建图像下方的数值为 RE 值。

图 5 使用 3 种算法重建的 2D EIT 肺部图像

Fig.5 2D EIT lung images reconstructed by three algorithms

由图 5 可以看出,CG 算法和 TV 算法的重建结果有大量的伪影存在,3D-TV 算法在伪影去除能力和边缘保留效果上均有很大的提升;与 CG 算法和 TV 算法相比,3D-TV 算法的 RE 值最小。由此表明,3D-TV 算法的重建质量最好。

基于 CG 算法、TV 算法以及 3D-TV 算法实现对大鼠肺部的三维重建,结果如图 6 所示。为了探索胸

4.3 重建图像分析

使用 3D-TV 正则化算法每 2 s 为大鼠生成 1 幅肺部 EIT 图像,代表呼吸相关区域阻抗的变化,并与 CG 算法和 TV 算法的大鼠肺部三维 EIT 重建图像进行对比,如图 11 所示。

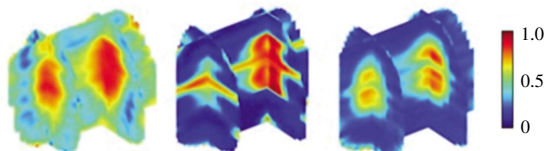


图 11 实验大鼠肺部的 3D EIT 重建图像

Fig.11 3D EIT reconstruction of lungs of experimental rat

由图 11 可知,虽然实验大鼠没有真值,但是同样能够看出,与 CG 算法和 TV 算法的重建结果相比,3D-TV 算法的重建结果最好,并且在伪影去除能力和边缘保留效果上均有很大的提升。实验期间,持续观察大鼠的肺部变化,为健康大鼠和肺水肿大鼠在不同时间点利用 3D-TV 算法重建大鼠肺部三维 EIT 图像,分别如图 12 和图 13 所示。图像中非蓝色区域代表肺内空气含量的多少,且健康大鼠在呼吸过程中肺内空气含量一直在变化。

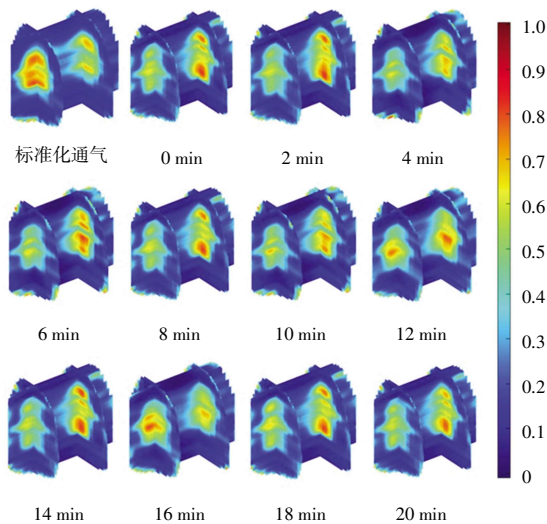


图 12 健康大鼠不同时间点的 3D EIT 重建图像

Fig.12 3D EIT reconstruction images of healthy rats at different time points

由图 13 可以看出,在对大鼠注射油酸后的 12 min 内,大鼠肺部的电阻抗分布发生了显著变化,表明大鼠肺部的水肿逐渐加重;12 min 后,大鼠肺部的电阻抗分布基本不再变化,表明大鼠肺部完全水肿。

健康大鼠和肺水肿大鼠基于 3D-TV 算法重建的肺部图像在各时间点的平均阻抗变化如图 14 所示。

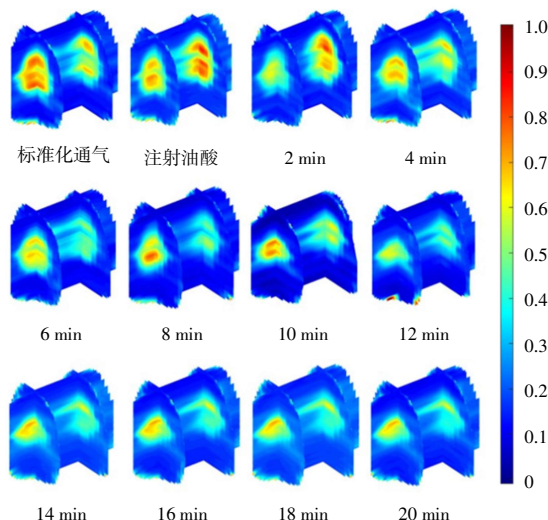


图 13 肺水肿大鼠不同时间点的 3D EIT 重建图像

Fig.13 3D EIT reconstructions of rats with pulmonary edema at different time points

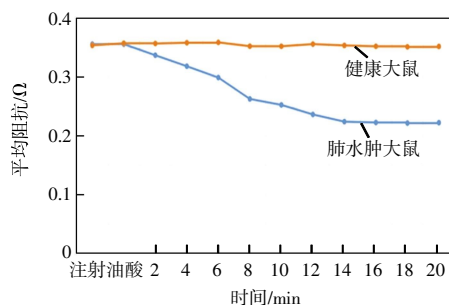


图 14 健康大鼠和肺水肿大鼠肺部平均阻抗的变化

Fig.14 Changes in average impedance of lungs of healthy rats and rats with pulmonary edema

由图 14 可以看出,与健康大鼠相比,随着肺水肿的发展,大鼠肺部的平均阻抗逐渐降低,大鼠肺部完全水肿后,平均阻抗基本不再变化。

5 结论

本文提出了一种基于 Split-Bregman 方法求解 TV 正则化泛函的肺水肿三维电阻抗成像方法,利用仿真实验进行验证,并应用于大鼠肺水肿实验,实时监测大鼠肺水肿的整个过程并进行分析,结果表明:

(1) 3D-EIT 能够通过肺部区域性电学参数分布实时监测肺水肿动态变化的特征,可成为监测急性肺水肿的理想工具。

(2) 与传统 TV 算法相比,3D-TV 算法使三维 EIT 重建图像的 RE 降低了 9.1%,CC 提高了 9.1%,SSIM 提高了 7.7%;大鼠实验中利用 3D-TV 算法重建图像的效果最好,说明 3D-TV 算法更适合三维 EIT 图像重建。

(3) 基于 3D-TV 算法计算健康大鼠和肺水肿大鼠不同时间点的三维 EIT 重建图像的平均阻抗可知,大鼠肺部水肿后平均阻抗逐渐降低,肺部完全水肿后平均阻抗基本不再变化。

参考文献:

- [1] SCHWAIBERGER D, PICKERODT P A, POMPRAPA A, et al. Closed-loop mechanical ventilation for lung injury: A novel physiological-feedback mode following the principles of the open lung concept [J]. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, 2018, 32(3): 493-502.
- [2] SCHULLCKE B, KRUEGER-ZIOLEK S, GONG B, et al. Ventilation inhomogeneity in obstructive lung diseases measured by electrical impedance tomography: A simulation study[J]. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, 2018, 32(4): 753-761.
- [3] DIMAS C, UZUNOGLU N, SOTIRIADIS P P. An efficient point-matching method-of-moments for 2D and 3D electrical impedance tomography using radial basis functions[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2022, 69(2): 783-794.
- [4] 陈晓艳, 王化祥, 石小累, 等. 人体肺功能生物电阻抗成像技术[J]. *中国生物医学工程学报*, 2008, 27(5): 663-668.
CHEN X Y, WANG H X, SHI X L, et al. Lung functional imaging based on medical electrical impedance tomography[J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2008, 27(5): 663-668 (in Chinese).
- [5] SUN B Y, YUE S H, HAO Z H, et al. An improved Tikhonov regularization method for lung cancer monitoring using electrical impedance tomography[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(8): 3049-3057.
- [6] GONG B, SCHULLCKE B, KRUEGER-ZIOLEK S, et al. Higher order total variation regularization for EIT reconstruction[J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2018, 56(8): 1367-1378.
- [7] BORSIC A, ADLER A. A primal-dual interior-point framework for using the L1 or L2 norm on the data and regularization terms of inverse problems[J]. *Inverse Problems*, 2012, 28(9): 095011.
- [8] 王化祥, 李璐, 王春艳. 用于肺功能监测的电阻抗成像系统[J]. *医疗卫生装备*, 2007, 28(7): 1-3.
WANG H X, LI L, WANG C Y. Electrical impedance tomography system for lung function monitoring[J]. *Chinese Medical Equipment Journal*, 2007, 28(7): 1-3 (in Chinese).
- [9] LOLI PICCOLOMINI E, MOROTTI E. A fast total variation-based iterative algorithm for digital breast tomosynthesis image reconstruction[J]. *Journal of Algorithms & Computational Technology*, 2016, 10(4): 277-289.
- [10] STRAUSS T, KHAN T. Statistical inversion in electrical impedance tomography using mixed total variation and nonconvex l_p regularization prior[J]. *Journal of Inverse and Ill-Posed Problems*, 2015, 23(5): 529-542.
- [11] 李秀艳, 马会梅, 王琦, 等. 基于轮廓形状的肺部电阻抗成像三维插值方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(10): 89-97.
LI X Y, MA H M, WANG Q, et al. Three dimensional interpolation method of pulmonary electrical impedance tomography based on contour shape[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(10): 89-97 (in Chinese).
- [12] GONZÁLEZ G, KOLEHMAINEN V, SEPPÄNEN A. Isotropic and anisotropic total variation regularization in electrical impedance tomography[J]. *Computers & Mathematics With Applications*, 2017, 74(3): 564-576.
- [13] WANG Q, WANG H X, ZHANG R H, et al. Image reconstruction based on L1 regularization and projection methods for electrical impedance tomography[J]. *Review of Scientific Instruments*, 2012, 83(10): 104707.
- [14] DE MUNCK J C, FAES T J C, HEETHAAR R M. The boundary element method in the forward and inverse problem of electrical impedance tomography[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2000, 47(6): 792-800.
- [15] WANG Q, WANG J M, LI X Y, et al. Exploring respiratory motion tracking through electrical impedance tomography[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 1-12.
- [16] WANG J, MA J W, HAN B, et al. Split Bregman iterative algorithm for sparse reconstruction of electrical impedance tomography[J]. *Signal Processing*, 2012, 92(12): 2952-2961.
- [17] GOMEZ-LABERGE C, ARNOLD J H, WOLF G K. A unified approach for EIT imaging of regional overdistension and atelectasis in acute lung injury[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2012, 31(3): 834-842.
- [18] 李菲. 基于结构信息的肺部电阻抗成像算法研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2020.
LI F. Research on pulmonary electrical impedance imaging algorithm based on structural information[D]. Tianjin: Tianjin Polytechnic University, 2020(in Chinese).
- [19] RIERA J, RIU P J, CASAN P, et al. Electrical impedance tomography in acute lung injury[J]. *Medicina Intensiva (English Edition)*, 2011, 35(8): 509-517.
- [20] TREPTE C J C, PHILLIPS C R, SOLÀ J, et al. Electrical impedance tomography (EIT) for quantification of pulmonary edema in acute lung injury[J]. *Critical Care*, 2016, 20: 18.

本文引文格式:

王琦, 毕旭, 赵晓赞, 等. 肺水肿三维电阻抗断层成像方法[J]. *天津工业大学学报*, 2024, 43(5): 59-65.
WANG Q, BI X, ZHAO X Y, et al. 3D electrical impedance tomography method for pulmonary edema[J]. *Journal of Tian-gong University*, 2024, 43(5): 59-65(in Chinese).