

基于单电极激励模式的颅脑电阻抗图像重建方法研究

王萌¹, 郑硕¹, 施艳艳^{1,2}, 廖娟娟¹

(1.河南师范大学 电子与电气工程学院,河南 新乡 453007;2.第四军医大学 生物医学工程学院,西安 710032)

摘要:作为一种新兴的可视化技术,电阻抗层析成像(EIT)能够根据人体组织病理变化对其电导率分布进行图像重建,为疾病检测提供了一种选择.在基于EIT的脑部疾病检测中,为了改善被测区域的灵敏度分布并解决电阻抗成像中典型的不适定问题,在单电极激励数据采集模式下,提出了 k 阶有限差分 L_1 正则化目标函数,并采用增广拉格朗日和交替方向算法对目标函数进行求解,实现电导率分布的重构.研究了单电极激励模式下,外接电阻对敏感场的影响;针对脑出血和脑缺血两种病情,对比了Landweber方法、Newton-Raphson方法、Tikhonov方法、广义总变分方法(TGV)和本文方法的图像重建性能.结果表明,在脑出血和脑缺血的图像重建中,采用单电极激励模式的ALAD-LR方法可有效提高图像重建质量,并具有较强的鲁棒性.

关键词:电阻抗成像;图像重建;单电极激励;正则化方法

中图分类号:TH772

文献标志码:A

文章编号:1000-2367(2024)02-0089-07

脑出血、脑缺血是常见的脑部疾病,其致残和死亡风险高.及时、准确地检测脑出血和脑缺血是保证脑疾病康复的关键.目前,计算机断层扫描(computed tomography,CT)和磁共振成像(magnetic resonance imaging,MRI)技术是常用的诊断手段.然而,CT具有放射性,不便于携带,MRI检测价格昂贵,检测结果需要较长时间等待,不能连续监测.电阻抗层析成像(electrical impedance tomography,EIT)作为一种新兴的可视化技术,与传统技术相比具有安全、快速、便携、无创、连续监测和成本低廉等优点^[1-2].EIT技术可以直观地显示被检测物体内部的电导率分布,实现电导率分布的可视化,在生物医学^[3]和工业检测^[4]中具有广阔的应用前景.

EIT图像重建的数学本质为非线性病态逆问题的求解^[5].然而,由于测量数据有限,EIT重建图像的空间分辨率通常较低.为了解决这一问题,国内外学者提出了多种图像重建方法,如:正则化方法^[6]、贝叶斯方法^[7]、深度学习方法^[8]等.其中,正则化方法通过在目标函数中加入惩罚项来约束解,可实现病态问题的稳定求解,在EIT中应用最为广泛^[9].LEE等^[10]在正则化过程中引入雅可比矩阵,采用基于运动伪影抑制滤波器的新型保真嵌入正则化方法,能够在有噪声的情况下稳定地重构高保真图像.为了避免合理数据丢失,FAN等^[11]提出了一种基于 $L_{1/2}$ 正则化的改进算法,将 $L_{1/2}$ 范数作为惩罚项的形式,利用8个邻域的梯度特征来检索可能被过滤掉的合理数据.为了解决Tikhonov方法使重建图像边缘过度光滑的问题,SONG等^[12]提

收稿日期:2022-06-27;**修回日期:**2022-09-09.

基金项目:国家自然科学基金(61903127);河南省自然科学基金(212300410055);河南省高校科技创新计划项目(21HASTIT018);河南省高等学校青年骨干教师培养计划(2020GGJS061);河南师范大学研究生项目(YL202105).

作者简介:王萌(1980-),男,河南新乡人,河南师范大学教授,博士,研究方向为电阻抗成像和无线电能传输技术,E-mail:wangmeng@htu.edu.cn.

通信作者:施艳艳(1982-),女,山东莱芜人,河南师范大学教授,博士生导师,博士,研究方向为电阻抗成像和无线电能传输技术,E-mail:shi_yan_yan@tju.edu.cn.

引用本文:王萌,郑硕,施艳艳,等.基于单电极激励模式的颅脑电阻抗图像重建方法研究[J].河南师范大学学报(自然科学版),2024,52(2):89-95.(Wang Meng,Zheng Shuo,Shi Yanyan,et al.Research on brain electrical impedance tomography method based on single electrode excitation mode[J].Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition),2024,52(2):89-95.DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2022.06.27.0001.)

出了一种将 Tikhonov 正则化方法与 TV 正则化方法相结合的混合正则化方法,该方法将电导率梯度函数作为自适应加权参数,自动控制 TV 惩罚项与 Tikhonov 正则化惩罚项之间的加权,进而提高成像质量.上述图像重建方法虽然一定程度上提高了成像质量,但仍存在背景伪影较多、目标物的位置和形状不准确等问题.

针对现有图像重建方法的不足,本文在单电极激励模式下提出了一种 k 阶有限差分 L_1 正则化目标函数,并采用增广拉格朗日和交替方向算法对目标函数进行求解,即一种基于增广拉格朗日和交替方向算法的 L_1 正则化(augmented lagrangian and alternating direction L_1 regularization, ALAD-LR)图像重构方法.该方法引入 k 阶有限差分 L_1 范数作为惩罚项,以充分利用 k 阶有限差分的弱导数特性,并在目标函数等价变换中引入了松弛变量 Q ,该变量可将不可微 $\|G^k g\|$ 的项转换成可微的 $G^k g$ 项,有利于求解变量 g 的最优值.研究了脑出血和脑缺血病情下的图像重建性能,并与 Tikhonov、广义总变分(total generalized variation, TGV)正则化方法以及 Landweber、Newton-Raphson 等非正则化方法的图像重建性能进行对比.结果表明,在脑出血和脑缺血的图像重建中, k 阶有限差分的弱导数特性以及松弛变量 Q 的引入使本文方法表现出较好的重建效果和较强的鲁棒性.

1 单电极激励模式基本原理

与相邻、相对激励模式相比,单电极激励模式的电极接触阻抗相对较小,独立测量数据多,且每个电极都有电流流过,可获得较为均匀的敏感场分布.此外,单电极激励模式输出电阻引入大量的接地点,所以对外界的抵抗性较好,并且通过改变外界电阻可以改变整个敏感场的特性.因此,本文采用电流激励、电流测量的单电极激励检测模式.

根据单电极激励模式的电路结构特点,其等效模型可由电路并联形式表示:在 n 电极 EIT 系统中,1 个电极作为激励电流输入端,其余 $n-1$ 个电极作为电流输出端,可得到 $n-1$ 个激励检测支路,其等同于 $n-1$ 个并联电路的各个支路.如图 1 所示,每一对激励电极、检测电极之间的电阻与外接电阻形成一个支路,每个支路电压相等.其中, R_1, R_2, \dots, R_{n-1} 是激励电极与检测电极之间的电阻, R 是外接电阻.通过测量外接电阻端电压,可计算出流过每个电极的电流,进而获得测量数据.

本文选用 16 电极模型,如图 2 所示,向任意一个电极输入激励电流,并测量其余 15 个电极的外接电阻端电压,经过计算可得到 15 个电流值.以此类推,循环激励 16 个电极可得到 16 组数据,每组数据包含 15 个测量值,共获得 240 个测量数据.

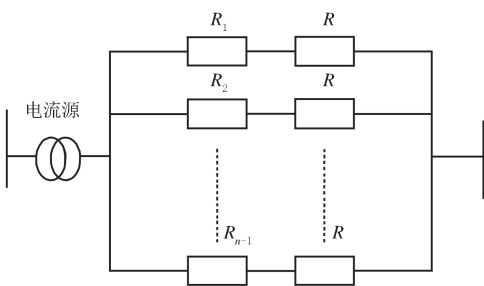


图1 单电极激励模式的等效模型

Fig.1 Equivalent model of single electrode excitation mode

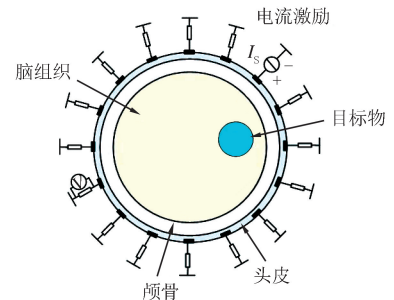


图2 单电极激励模式图

Fig.2 Single electrode excitation mode diagram

2 基于增广拉格朗日和交替方向算法的 L_1 正则化方法

为了解决现有方法重建图像中背景伪影多、目标物位置和形状不准确的问题.本文在 EIT 逆问题求解中提出了一种 k 阶有限差分 L_1 正则化目标函数,并采用增广拉格朗日和交替方向算法对目标函数进行求解,用于重构电阻抗成像中的电导率分布.所提出的目标函数

$$\hat{\mathbf{g}} = \arg \min_{\mathbf{g}} \left\{ \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{g} - \mathbf{B}\|_2^2 + \|\mathbf{G}^k \mathbf{g}\|_1 \right\}, \quad (1)$$

式中, \mathbf{A} 为灵敏度矩阵, \mathbf{g} 为重构图像的灰度向量, \mathbf{B} 为边界测量值, $\hat{\mathbf{g}}$ 为估计的最优灰度向量, λ 为正则化参数, \mathbf{G} 为梯度算子, \mathbf{G}^k 表示第 k 阶有限差分, k 为分数.

$$\text{上式可等价于 } \hat{\mathbf{g}} = \arg \min_{\mathbf{g}} \left\{ \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{g} - \mathbf{B}\|_2^2 + \|\mathbf{Q}\|_1 \right\} \mathbf{G}^k \mathbf{g} = \mathbf{Q}.$$

对上式采用交替最小化方法求解,其最小化增广拉格朗日函数表示为 $\min_{\mathbf{Q}, \mathbf{g}} L_A(\mathbf{Q}, \mathbf{g}) = \|\mathbf{Q}\| - \mathbf{v}^T (\mathbf{G}^k \mathbf{g} - \mathbf{Q}) + \frac{\eta}{2} \|\mathbf{G}^k \mathbf{g} - \mathbf{Q}\|_2^2 - \boldsymbol{\gamma}^T (\mathbf{A}\mathbf{g} - \mathbf{B}) + \frac{\tau}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{g} - \mathbf{B}\|_2^2$, 式中, 上标 T 为转置运算符, $\boldsymbol{\gamma}$ 和 \mathbf{v} 为增广拉格朗日乘子, η 和 τ 为惩罚项参数.

根据交替方向法将上式分解为 \mathbf{Q} 和 \mathbf{g} 两个子问题, 分别表示为

$$\begin{cases} \arg \min_{\mathbf{Q}} \|\mathbf{Q}\| - \mathbf{v}^T (\mathbf{G}^k \mathbf{g} - \mathbf{Q}) + \frac{\eta}{2} \|\mathbf{G}^k \mathbf{g} - \mathbf{Q}\|_2^2, \\ \arg \min_{\mathbf{g}} \xi_n(\mathbf{g}) = -\mathbf{v}^T (\mathbf{G}^k \mathbf{g} - \mathbf{Q}_{n+1}) + \frac{\eta}{2} \|\mathbf{G}^k \mathbf{g} - \mathbf{Q}_{n+1}\|_2^2 - \boldsymbol{\gamma}^T (\mathbf{A}\mathbf{g} - \mathbf{B}) + \frac{\tau}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{g} - \mathbf{B}\|_2^2. \end{cases}$$

对于 \mathbf{Q} 子问题, 其解可表示为

$$\mathbf{Q}_{n+1} = \max \left(\|\mathbf{G}^k \mathbf{g}_n - \frac{\mathbf{v}}{\eta}\| - \frac{1}{\eta}, 0 \right) \frac{\mathbf{G}^k \mathbf{g}_n - \frac{\mathbf{v}}{\eta}}{\|\mathbf{G}^k \mathbf{g}_n - \frac{\mathbf{v}}{\eta}\|}.$$

对于 \mathbf{g} 子问题, 其解可表示为,

$$\mathbf{g}_{n+1} = (\eta(\mathbf{G}^k)^T \mathbf{G}^k + \tau \mathbf{A}^T \mathbf{A})^+ ((\mathbf{G}^k)^T \mathbf{v} + \eta(\mathbf{G}^k)^T \mathbf{Q}_{n+1} + \mathbf{A}^T \boldsymbol{\gamma} + \tau \mathbf{A}^T \mathbf{B}),$$

式中, 上标“+”为 Moore-Penrose 伪逆运算符.

采用单步最速下降法得到最终解 $\mathbf{g}_{n+1} = \mathbf{g}_n - \boldsymbol{\delta}_n \varepsilon_n$, 式中, $\boldsymbol{\delta}_n$ 为目标函数的梯度方向, 步长

$$\varepsilon_n = \frac{(\mathbf{g}_n - \mathbf{g}_{n-1})^T (\mathbf{g}_n - \mathbf{g}_{n-1})}{(\mathbf{g}_n - \mathbf{g}_{n-1})^T (\boldsymbol{\delta}_n(\mathbf{g}_n) - \boldsymbol{\delta}_n(\mathbf{g}_{n+1}))}, \quad (2)$$

其中, $\boldsymbol{\delta}_n(\mathbf{g}) = (\eta(\mathbf{G}^k)^T (-\mathbf{G}^k \mathbf{g} - \mathbf{Q}_{n+1}) - (\mathbf{G}^k)^T \mathbf{v}) + \tau \mathbf{A}^T (\mathbf{A}\mathbf{g} - \mathbf{B}) - \mathbf{A}^T \boldsymbol{\gamma}$.

3 结果及数据分析

现有单电极激励模式研究主要针对工业多相流电阻层析成像领域.与多相流电阻层析成像不同,在颅脑电阻抗层析成像中由于颅骨电导率较低以及电极和被测对象(脑组织)不能直接接触,因此,单电极激励模式在颅脑电阻抗成像的应用效果还需要进一步分析.图 3 给出了单电极、相邻、相对 3 种激励模式的灵敏度分布.由图 3 可以看出,单电极激励模式和相对激励模式的灵敏度分布相近均明显优于相邻激励模式.此外,相邻激励、相对激励以及单电极激励可以获得的测量数据分别为 208、192 和 240 个.因此,在相同灵敏度分布条件下,单电极激励模式可以获得更多的测量数据,对逆问题求解更有优势.另外,单电极激励模式在系统设计上引入了外接电阻,调节外接电阻的大小将对灵敏场的性能产生影响.图 4 为外接电阻分别为 10、20、30 Ω 时的灵敏度分布情况.由图 4 可以看出,外接电阻越大灵敏度分布越均匀,但外接电阻过大会阻碍激励电流到达测量区域中心位置,导致测量精度降低.因此,综合考虑灵敏度分布均匀性和测量精度,本文采用 20 Ω 的外接电阻.

3.1 无噪条件下脑出血/脑缺血图像重建

在 EIT 的研究中,为了便于分析,通常将颅脑模型简化为由头皮、颅骨、脑组织组成的三层圆形模型,其中头皮电导率为 0.44 S/m,颅骨电导率为 0.012 6 S/m,脑组织电导率为 0.15 S/m.在脑出血图像重建中,目标物的电导率为 0.7 S/m,重建结果如图 5 所示.在脑缺血图像重建中,目标物的电导率为 0.05 S/m,重建结果如图 6 所示.需要说明的是,为了清晰表示脑出血或脑缺血的位置,重建图像第一列为脑出血或脑缺血的

示意图.另外,分别采用 Landweber、Newton-Raphson、Tikhonov、TGV 方法与本文方法进行了成像对比.上述方法所使用的参数由经验法选择,选择过程如下:每个参数设置在一定范围内,并进行循环计算,直到找到重建质量评价指标最优时对应的参数.Landweber、Newton-Raphson 方法的电导率初值分别为 $\alpha \mathbf{A}^T \mathbf{B}$ 和 $\mathbf{A}^T \mathbf{B}$,步长分别为 0.100 和 0.009.Tikhonov 方法的正则化参数为 0.002.TGV 方法正则化参数为 10^{-6} ,电导率初值为 0,权重因子 $\alpha_1=4, \alpha_0=0.001$.本文方法的相关参数设置为: $k=0.1$,正则化参数为 0.003,电导率初值为 $\mathbf{A}^T \mathbf{B}$,步长由式(1)计算,惩罚项参数 η 和 τ 均为 8,内迭代和外迭代次数分别设定为 9 和 10.上述迭代方法的终止条件为:达到设定的迭代次数时算法终止.

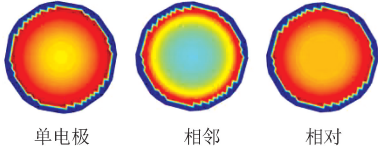


图3 灵敏度分布对比图

Fig. 3 Contrast diagram of sensitivity distribution

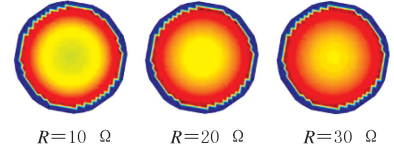


图4 单电极模式灵敏度分布图

Fig. 4 Sensitivity profile of single electrode mode

由图 5 和图 6 可以看出, Landweber 方法重建的图像质量最差,重建图像比真实目标物明显偏大,且不能清晰地分辨出目标物的边界;与 Landweber 方法相比, Newton-Raphson 方法重建的图像得到了一定改善,但效果亦不理想; Tikhonov 正则化方法虽然是直接求解算法,但是有二范数惩罚项的加入,提高了了解的稳定性,因此, Tikhonov 方法相比 Landweber 方法更具有优势;然而,采用 Tikhonov 方法和 TGV 方法时,目标物的大小和形状仍然没有得到准确地重建,图像包含有明显伪影;与以上方法相比,本文方法的重建目标物大小和形状更精确、边界更清晰、背景伪影较少,图像质量得到明显的改善.

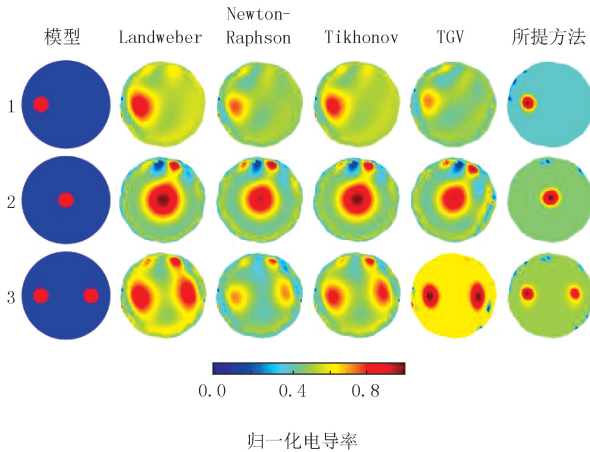


图5 无噪条件下脑出血图像重建

Fig. 5 Images reconstruction of intracerebral hemorrhage without noise

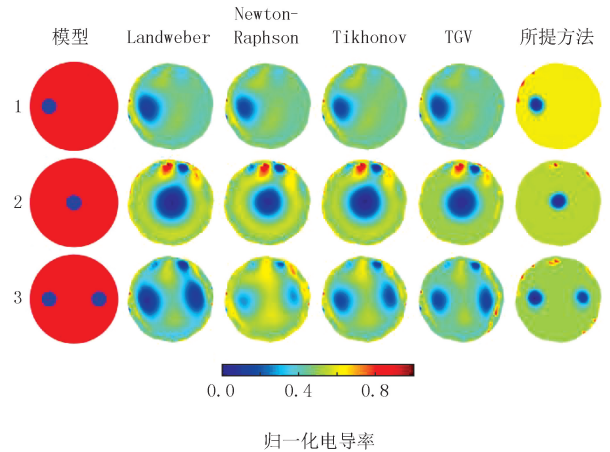


图6 无噪条件下脑缺血图像重建

Fig. 6 Images reconstruction of intracerebral ischemia without noise

为了定量评估 5 种方法重建性能,引入了模糊半径(blur radius, R_B)^[13]和相关系数(correlation coefficient, C_C)进行定量评估.模糊半径计算公式为 $R_B = \sqrt{A_R/A_0}$, A_R 为感兴趣区域面积(region of interest, ROI), A_0 为被测区域面积.需要说明的是,ROI 是电导率大于最大重建电导率 1/4 的区域^[14]; R_B 越小,伪影越少,重建质量越高.相关系数的计算公式为 $C_C = \frac{\sum_{i=1}^l (\sigma_i - \bar{\sigma})(\sigma_i^* - \bar{\sigma}^*)}{\sqrt{\sum_{i=1}^l (\sigma_i - \bar{\sigma})^2 \sum_{i=1}^l (\sigma_i^* - \bar{\sigma}^*)^2}}$, σ 和 σ^* 为计算得到的电导率和真实的电导率, $\bar{\sigma}$ 和 $\bar{\sigma}^*$ 为 σ 和 σ^* 的平均值, σ_i 和 σ_i^* 是 σ 和 σ^* 的第 i 个元素. C_C 越大,相关性越好,重建质量越高.

在无噪条件下,脑出血图像重建时 5 种方法的 R_B 和 C_C 分别如表 1 所示,脑缺血图像重建时 5 种方法

的 R_B 和 C_C 分别如表 2 所示.由表 1 和表 2 可以看出,本文方法在 3 种模型条件下的 R_B 皆是最底的, C_C 皆是最高的.因此,本文方法重建的图像优于其他 4 种方法.

3.2 10%噪声条件下脑出血/脑缺血图像重建

在实际应用中,噪声对图像重建的影响不可忽略.为了研究本文方法在有噪声情况下的图像重建性能,在测量边界电流时,加入高斯白噪声,表示为 $I_{noise} = I + e$, I_{noise} 和 I 分别表示有噪声和无噪声的电流, e 表示均值为零、方差为 $(c \cdot I)^2$ 的高斯白噪声, c 为噪声水平,即噪声水平为 10% 时 $c = 10\%$.为了便于理解,将 10% 的噪声转换为信噪比的形式为 20 dB.

表 1 无噪条件下脑出血不同方法的 R_B 和 C_C

Tab. 1 R_B and C_C in different methods for intracerebral hemorrhage without noise

模型	R_B					C_C				
	Landweber	Newton-Raphson	Tikhonov	TGV	本文方法	Landweber	Newton-Raphson	Tikhonov	TGV	本文方法
1	0.303 9	0.232 8	0.276 3	0.210 6	0.189 0	0.493 6	0.505 2	0.512 1	0.502 9	0.640 1
2	0.483 7	0.425 5	0.473 4	0.419 7	0.216 3	0.440 9	0.452 0	0.451 0	0.446 1	0.771 0
3	0.443 9	0.323 5	0.400 1	0.317 8	0.235 4	0.453 7	0.456 9	0.463 7	0.476 0	0.572 1

表 2 无噪条件下脑缺血不同方法的 R_B 和 C_C

Tab. 2 R_B and C_C in different methods for intracerebral ischemia without noise

模型	R_B					C_C				
	Landweber	Newton-Raphson	Tikhonov	TGV	本文方法	Landweber	Newton-Raphson	Tikhonov	TGV	本文方法
1	0.116 4	0.105 3	0.105 3	0.099 5	0.099 3	0.497 4	0.514 6	0.512 7	0.519 2	0.608 9
2	0.295 7	0.293 6	0.299 8	0.260 3	0.070 2	0.441 0	0.452 0	0.451 1	0.457 8	0.734 2
3	0.210 6	0.182 3	0.204 6	0.182 3	0.140 4	0.455 8	0.456 2	0.464 6	0.489 3	0.588 7

在噪声水平为 10% 条件下 5 种方法的图像重建结果分别如图 7 和图 8 所示.在噪声的影响下,5 种方法重建的图像目标物比真实图像目标物大.与 Landweber、Newton-Raphson、Tikhonov、TGV 方法相比,本文方法对噪声表现出较强的鲁棒性,重建的目标物更接近真实图像中的目标物,且背景中伪影较少.需要说明的是,由于噪声的影响,5 种方法重建图像中目标物发生形变,但是本文方法仍然表现出较好的性能.

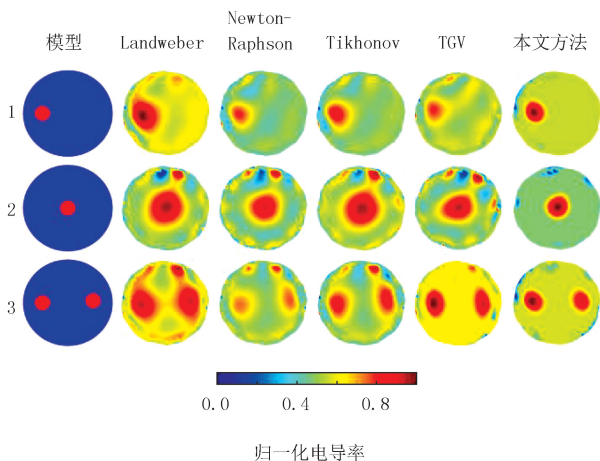


图7 10%噪声下脑出血图像重建

Fig. 7 Images reconstruction of intracerebral hemorrhage under 10% noise

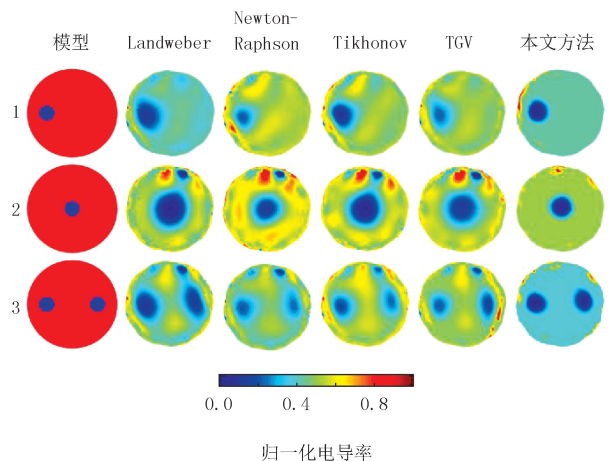


图8 10%噪声下脑缺血图像重建

Fig. 8 Images reconstruction of cerebral ischemia under 10% noise

由表 3 和表 4 可以看出,本文方法的 R_B 最小, C_C 最高,进一步证明了本文方法的鲁棒性.

表 3 10%噪声下脑出血不同方法的 R_B 和 C_C

Tab. 3 R_B and C_C in different methods for intracerebral hemorrhage under 10% noise

模型	R_B					C_C				
	Landweber	Newton-Raphson	Tikhonov	TGV	本文方法	Landweber	Newton-Raphson	Tikhonov	TGV	本文方法
1	0.356 2	0.257 9	0.289 4	0.250 6	0.243 1	0.463 9	0.500 1	0.484 8	0.501 1	0.617 4
2	0.492 6	0.432 7	0.476 0	0.428 4	0.278 5	0.434 8	0.447 9	0.443 9	0.440 4	0.740 8
3	0.487 5	0.329 2	0.413 2	0.359 6	0.281 1	0.436 2	0.445 1	0.440 1	0.473 5	0.559 3

表 4 10%噪声下脑缺血不同方法的 R_B 和 C_C

Tab. 4 R_B and C_C in different methods for intracerebral ischemia under 10% noise

模型	R_B					C_C				
	Landweber	Newton-Raphson	Tikhonov	TGV	本文方法	Landweber	Newton-Raphson	Tikhonov	TGV	本文方法
1	0.220 8	0.164 6	0.210 6	0.160 0	0.153 0	0.479 2	0.492 7	0.490 2	0.508 1	0.601 1
2	0.309 9	0.301 9	0.317 8	0.295 7	0.135 9	0.429 1	0.439 3	0.438 2	0.443 2	0.705 1
3	0.287 2	0.225 6	0.253 1	0.224 7	0.201 6	0.432 8	0.442 9	0.436 1	0.478 1	0.552 5

4 结 论

为了解决现有 EIT 成像方法重建图像背景伪影多、目标物位置和形状不准确的问题,分析比较了单电极模式、相邻模式、相对模式的灵敏度分布特性,研究了单电极模式外接电阻对灵敏度分布的影响,实现对被测区域灵敏度分布的优化.进一步,提出了单电极激励模式下 k 阶有限差分 L_1 正则化目标函数,并采用增广拉格朗日和交替方向算法对目标函数进行求解.在无噪声和有噪声条件下,研究比较了 Landweber 方法、Newton-Raphson 方法、Tikhonov 方法、TGV 方法和本文方法对脑出血和脑缺血两种病情的图像重建性能,并通过模糊半径(R_B)和相关系数(C_C)指标对成像质量进行定量评价.结果表明,本文方法可明显改善图像重建质量,并表现出较强的鲁棒性.

参 考 文 献

- [1] BAI X, SUN J T, BAI X, et al. A modified noise model of electrical impedance tomography system by considering colored noises[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1001910.
- [2] 刘学超, 张涛, 章伟睿, 等. 脑脊液变化对脑出血电阻抗成像表征的影响研究[J]. 中国医学装备, 2022, 19(1): 26-30.
LIU X C, ZHANG T, ZHANG W R, et al. A study on the influence of the CSF changes on EIT representation of cerebral hemorrhage[J]. China Medical Equipment, 2022, 19(1): 26-30.
- [3] KIRCHER M, ELKE G, STENDER B, et al. Regional lung perfusion analysis in experimental ARDS by electrical impedance and computed tomography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2021, 40(1): 251-261.
- [4] LI K, WANG Q, WANG M. Three-dimensional visualisation of gas-water two-phase flow based on bubble mapping method and size projection algorithm[J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2019, 69: 101590.
- [5] 闫孝姮, 吕秋皓, 林晓雪, 等. 基于 Tikhonov 和 TV 混合正则化的接地网电阻抗成像算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(11): 160-171.
YAN X H, LYU Q H, LIN X X, et al. Research on grounding grid electrical impedance tomography algorithm based on Tikhonov and TV hybrid regularization[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(11): 160-171.
- [6] SHI Y Y, KONG X L, WANG M, et al. A non-convex L_1 -norm penalty-based total generalized variation model for reconstruction of conductivity distribution[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(14): 8137-8146.
- [7] MA G, CHEN H F, WANG P, et al. Multi-frame constrained block sparse Bayesian learning for flexible tactile sensing using electrical impedance tomography[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2022, 8: 438-448.
- [8] FAN Y W, YING L X. Solving electrical impedance tomography with deep learning[J]. Journal of Computational Physics, 2020, 404: 109119.

- [9] SHI Y Y,ZHANG X,RAO Z G,et al.Reduction of staircase effect with total generalized variation regularization for electrical impedance tomography[J].IEEE Sensors Journal,2019,19(21):9850-9858.
- [10] LEE K,WOO E J,SEO J K.A fidelity-embedded regularization method for robust electrical impedance tomography[J].IEEE Transactions on Medical Imaging,2018,37(9):1970-1977.
- [11] FAN W R,WANG C.A modified $L_{1/2}$ regularization algorithm for electrical impedance tomography[J].Measurement Science and Technology,2020,31(1):015011.
- [12] SONG X Z,XU Y B,DONG F.A hybrid regularization method combining Tikhonov with total variation for electrical resistance tomography[J].Flow Measurement and Instrumentation,2015,46:268-275.
- [13] JAVAHERIAN A,MOVAFEGHI A,FAGHIHI R,et al.An exhaustive criterion for estimating quality of images in electrical impedance tomography with application to clinical imaging[J].Journal of Visual Communication and Image Representation,2013,24(7):773-785.
- [14] ADLER A,ARNOLD J H,BAYFORD R,et al.GREIT:a unified approach to 2D linear EIT reconstruction of lung images[J].Physiological Measurement,2009,30(6):S35-S55.

Research on brain electrical impedance tomography method based on single electrode excitation mode

Wang Meng¹, Zheng Shuo¹, Shi Yanyan^{1,2}, Liao Juanjuan¹

(1. College of Electronic and Electrical Engineering, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China;

2. School of Biomedical Engineering, Fourth Military Medical University, Xi'an 710032, China)

Abstract: As a new visualization technology, electrical impedance tomography(EIT) can reconstruct the conductivity distribution of human tissues according to pathological changes, providing a choice for disease detection. While detecting brain disease basing on EIT, to improve the sensitivity distribution of the measured area and solve the typical ill-posed problem in electrical impedance tomography, a single electrode excitation data acquisition mode is adopted in this paper, a k -order finite-difference L_1 regularization objective function is proposed, and the augmented Lagrange and alternating direction algorithms are used to solve the objective function to reconstruct the conductivity distribution. The influence of external resistance on the sensitive field under single electrode excitation mode is researched. For intracerebral hemorrhage and intracerebral ischemia, the image reconstruction performance of Landweber method, Newton-Raphson method, Tikhonov, total generalized variation method and the proposed method are compared. The results show that ALAD-LR method with single electrode excitation mode can effectively improve the quality of image reconstruction and has strong robustness in the image reconstruction of cerebral hemorrhage and cerebral ischemia.

Keywords: electrical impedance tomography; image reconstruction; single electrode excitation; regularization method

[责任编辑 杨浦 刘洋]

本期专家介绍



王磊,北京航空航天大学教授,博士生导师,国家级青年人才、浙江钱江特聘专家.长期从事集群系统控制与优化研究工作,围绕服务国家战略和国民经济重要领域的群体智能理论、自主协同控制与优化决策等需求,面向以多无人飞行器系统为代表的典型应用,形成了具有自身特色与优势的稳定研究方向.在 *Automatica*, *SIAM* 期刊, *IEEE* 汇刊等国际知名期刊发表高水平论文 80 余篇;授权国家发明专利 13 件(第一发明人 10 件),其中 1 件专利已成功转化;先后获得浙江省科学技术奖二等奖(排名 3, 2012 年)、中国仪器仪表学会技术发明二等奖(排名 1, 2020 年)、麒麟科学技术奖—优秀科技创新奖(排名 1, 2021 年)、中国仪器仪表学会技术发明一等奖(排名 5, 2022 年)、河南省教育厅科技成果奖一等奖(排名 2, 2023 年)等.受邀担任美国仪器、系统和自动化协会旗舰期刊 *ISA Transactions* 副编辑(Associate Editor)、《航空学报》编委等重要学术兼职.

王萌,河南师范大学教授,博士,硕士生导师.任中国电源学会无线电能传输技术及装置专业委员会委员,河南省电工技术学会理事,国家自然科学基金通信评审专家,教育部学位与研究生教育评审专家. *IEEE TIE*, *IEEE TIM*, *IEEE TPE*, *AEU-IJEC* 等 SCI 期刊审稿人.主要从事无线电能传输技术、电学检测与成像技术的研究,近年来,先后主持国家自然科学基金面上项目、河南省重点科技攻关项目、河南省自然科学基金面上项目以及服务于地方经济的横向项目等科研课题 8 项,在 *IEEE TIE*, *IEEE TIM*, *IEEE JESTPE*, *IEEE TII*, *IEEE MWCL*, 《电工技术学报》等多个国际和国内行业权威期刊发表 SCI/EI 检索学术论文 93 篇,以第一发明人在相关领域授权国家发明专利 25 件,并实现技术转让 6 件.



李仁辉,温州大学教授,温州市高层次引进人才 B 类杰出人才.1998 年取得日本筑波大学理学博士,1998 年 4 月至 2005 年 9 月分别在日本国立环境研究所,美国赖特州立大学,弗吉尼亚理工大学和田纳西大学从事博士后研究.2005 年 9 月入选中国科学院海外杰出引进人才“百人计划”.曾任中国科学院水生生物研究所藻类研究中心主任,二级研究员,博士生导师.研究的领域包括水体富营养化,有毒蓝藻水华和藻类异味,饮用水源地有害生物和污染物的检测以及水质安全保障等.主持和承担国家“973”课题,“十一五”,“十二五”和“十三五”国家水专项、国家自然科学基金等国家级项目以及受委托横向项目 60 余项(其中国家自然科学基金 8 项),广泛开展同美国、日本和澳大利亚的国际合作研究.受聘于多个省市的“蓝藻水华和饮用水问题及处理”的专家,担任中国藻类学会常务理事兼副秘书长,国际藻类杂志 *Phycologia* (SCI) 副主编, *Journal of Systematics and Evolution* (SCI) 的副主编, *Harmful Algae*, 《生物多样性》和《应用与环境生物学报》的编委等.发表学术论文 150 余篇,其中第一和通信作者的 SCI 论文 130 余篇,被引 3 300 余次, H 指数 34.