

电阻抗断层成像算法应用综述

张吴凯, 冼锦炽, 王涛

广东大湾区空天信息研究院, 广东 广州 510700

【摘要】电阻抗断层成像(EIT)技术是非侵入性、无损伤、低成本的功能成像技术,在生物医学、地质勘探等领域有着广泛的应用,文章重点对EIT的关键技术,即从基础理论出发对EIT正问题和EIT现阶段广泛应用的重构算法进行介绍,同时对EIT与CT融合成像技术的研究方向进行介绍。EIT技术日趋成熟,具有广泛的应有前景,对EIT技术在生物医学应用领域做概述,并对EIT技术发展提出一些建议。

【关键词】电阻抗断层成像;重构算法;CT;综述

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)07-0847-10

Review of electrical impedance tomography and its applications

ZHANG Wukai, XIAN Jinchi, WANG Tao

GBA Branch of Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Guangzhou 510700, China

Abstract: Electrical impedance tomography (EIT) which is a non-invasive and low-cost functional imaging technology has been widely used in biomedicine, geological exploration and other fields. The study emphasizes on the key technologies of EIT that are the forward problem of EIT and the reconstruction algorithms widely used in EIT at the present stage. In addition, the new research directions of EIT-CT fusion imaging technology are discussed. EIT imaging technology is becoming more and more mature and has a wide prospect. Finally, the applications of EIT in the biology are summarized, and some suggestions are put forward for the development of EIT.

Keywords: electrical impedance tomography; reconstruction algorithm; computed tomography; review

前言

电阻抗断层成像(Electrical Impedance Tomography, EIT)技术基本原理是通过体表的电极测量得到的电压或电流信号重建出物体内部的电阻抗或电阻抗变化的分布图像^[1]。EIT技术设备简单,易携带,成本低廉;成像速度快,能长时间、连续地实时动态监测;具有无创安全、无辐射等优点,吸引了越来越多的研究者。生物电阻抗成像经提出到应用于临床研究,再到应用于商业领域,至今已经发展四十余年,随着科技进步EIT图像重建算法也趋于成熟且多样化,并且发展出EIT成像系统。EIT技术逐渐

从二维成像向三维成像发展,学者们对EIT重建算法进行研究改进,提出一步牛顿法、正则化算法、深度学习法等算法,并取得良好效果,在EIT与CT融合算法也取得优秀成果。此外EIT系统由单频的系统发展到多频系统,电极阵列也由8电极和16电极模式发展到更多电极的模式,实现EIT技术的理论与临床研究并进,并且随着材料科学发展出现适应人体结构的EIT电极带。因此,进入21世纪以来,EIT技术在肺、心血管疾病,大脑和肿瘤检测等生物医学领域快速发展,为生物医学做出重要贡献^[2]。此外,EIT技术在穿戴式EIT设备,EIT手势识别等其他领域取得不少研究成果^[3-4]。

1 EIT技术简介

EIT技术系统由电极阵列、控制数据采集系统和图像重建3部分构成,如图1所示。EIT技术系统在体表设置电极阵列,由数据采集系统收集在激励电流下电极阵列测得的电压信号,利用EIT重建算法在计算机上实现重建物体内部的电阻抗或电阻抗变化的分布图像。

【收稿日期】2023-02-20

【基金项目】广东省科技计划项目(2019B090909011)

【作者简介】张吴凯,硕士,研究方向:生物医学成像,E-mail: zhangwukai@aircas.ac.cn;冼锦炽,硕士,研究方向:生物医学成像,E-mail: xianjinchi@aircas.ac.cn,张吴凯和冼锦炽是共同第一作者

【通信作者】王涛,博士,研究方向:生物医学成像,E-mail: wangtao004489@aircas.ac.cn

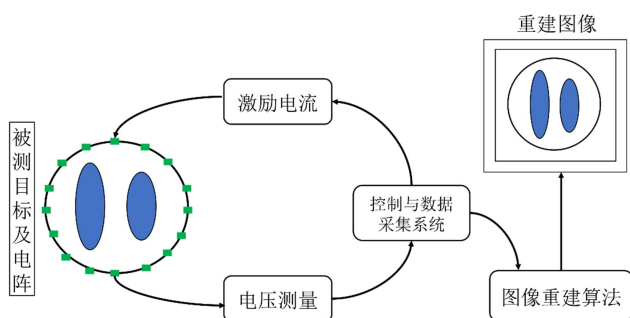


图1 EIT测量系统原理示意图

Figure 1 Schematic diagram of the principle of EIT measurement system

EIT 图像重建可分为两种,分别是绝对 EIT (absolute EIT, a-EIT) 和差分 EIT (difference EIT, d-EIT)^[5]。a-EIT 也称为静态 EIT,是直接对物体进行边界测量,只需要进行单次测量值即可还原内部的阻抗分布。虽然静态 EIT 成像获取的信息比较多,是 EIT 技术研究发展的最终形式,但是由于 EIT 本身固有的病态性和非适定性问题,以及目前 EIT 硬件系统获取数据的信噪比低,导致静态 EIT 成像技术到目前

为止还无法适应实际应用需求。动态差分 EIT 又可以分为时间差分 EIT (时分 EIT) 和频率差分 EIT (频分 EIT)。时分 EIT 是通过不同时间点测量到的电压数据计算出不同时间点之间的电导率变化从而通过电导率的变化重构出成像区域内的目标。频分 EIT 是通过施加不同频率的激励电流,测量出对应的电压数据,从而重构出两个频率点之间的电导率变化,对电导率变化实施成像。该重建算法对数据采集系统的抗噪声能力要求低,易实现,计算量较小,成像速度快,可以实时成像,但是动态成像只适用于电阻抗分布变化情况下的成像。

EIT 图像重建算法需解决正问题与逆问题两个重要问题,如图2所示,正问题是由模型的电阻抗分布求其模型内部的电压和电流分布。逆问题则是由已知电流或电压求模型的电阻抗分布。解决 EIT 逆问题的基础在于正问题研究,考虑到物体的不规则性和复杂性,正问题利用数值模拟方法求解电阻抗分布。在求解逆问题时涉及正问题,根据重建算法迭代更新电阻抗分布,使之接近真实阻抗分布,达到 EIT 图像重建^[2]。

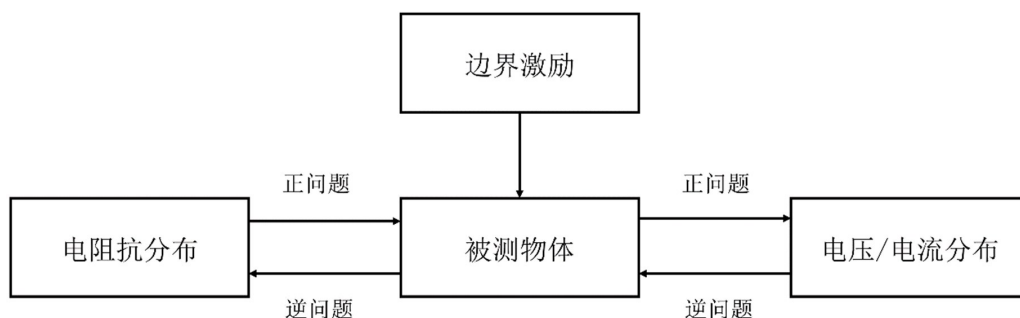


图2 EIT 正问题与逆问题示意图

Figure 2 Schematic diagram of the forward and inverse problems of EIT

2 EIT 重构算法

2.1 EIT 正问题研究

EIT 研究的问题是一个特殊电场域问题,在电场域内的电流受到电阻抗分布的影响,使用 Maxwell 方程组可对激励电流在场域内部流动变化与电导率的分布关系进行描述,将目标对象等效成一导体,从而可用 Maxwell 方程组对被测对象的电场域进行描述,推导出 EIT 问题的电磁场数学模型。

在二维情况下,得到满足拉普拉斯方程的电阻抗成像场域的数学模型:

$$\nabla \cdot [\sigma(x, y)] \nabla \varphi(x, y) = 0, (x, y) \in \Omega \quad (1)$$

在三维情况下,得到满足拉普拉斯方程的电阻

抗成像场域的数学模型:

$$\nabla \cdot [\sigma(x, y, z)] \nabla \varphi(x, y, z) = 0, (x, y, z) \in \Omega \quad (2)$$

其中, σ 表示区域内电导率分布, φ 表示电势分布。

以上偏微分方程的求解需要满足诺依曼边界条件和狄利克雷边界条件,可得:

$$\begin{cases} \varphi = \varphi_0, & \text{in } \Gamma_1 \\ \sigma \frac{\partial \varphi}{\partial n} = -J, & \text{in } \Gamma_2 \end{cases} \quad (3)$$

其中, φ_0 代表待测区域边界上的电势。 n 代表待测区域边界的外法向量, J 为区域总电流密度。

以上微分方程和边界条件来计算解决 EIT 的图像重建问题。EIT 正问题对于不规则或各向同性介质没有已知的解析解,在研究中常使用的数值计算

法解决正问题主要有有限差分法(Finite Difference Method, FDM)、边界元法(Boundary Element Method, BEM)、有限元法(Finite Element Method, FEM)等。在实际应用中存在复杂或不规则形状的物体以及多媒质问题和非线性问题的求解,FEM被广泛使用。FEM的本质是从变分原理出发,构造逼近边值问题的差分格式,通过泛函求极值求解非线性方程。该方法将连续问题离散化,将研究区域剖分成有限个单元,并依据具体的场函数情况高效地布置节点^[6-7]。

在有限元分析中,可以通过加权残差法或变分公式推导出剖分单元的线性系统。一般在二维研究中,采用三角形剖分;在三维研究中,利用四面体或者六面体剖分。假设单个小区域内的阻抗值均匀分

布且恒定,则当小区域的面积足够小时,就能得到接近真实情况的阻抗分布网络,通过细致区域的划分或改善有限元插值函数可以提高计算的准确度。现阶段常用线性一阶的有限元模型,假设将目标区域划分为 M 块,每块元素的电导率由一个复向量表示。对于EIT动态差分计算方法,假设测量数据为 y ,阻抗分布为 x ,一阶线性的FEM正向计算为:

$$V = J\Delta\sigma \tag{4}$$

其中, V 表示测量电压, J 表示灵敏度矩阵, σ 为电导率变化分布。

在实验中设计一个圆柱体水槽,分别设置一环激励电极或两环及以上激励电极。如图3所示,利用EIDORS系统对其模型进行有限元网格剖分^[8]。

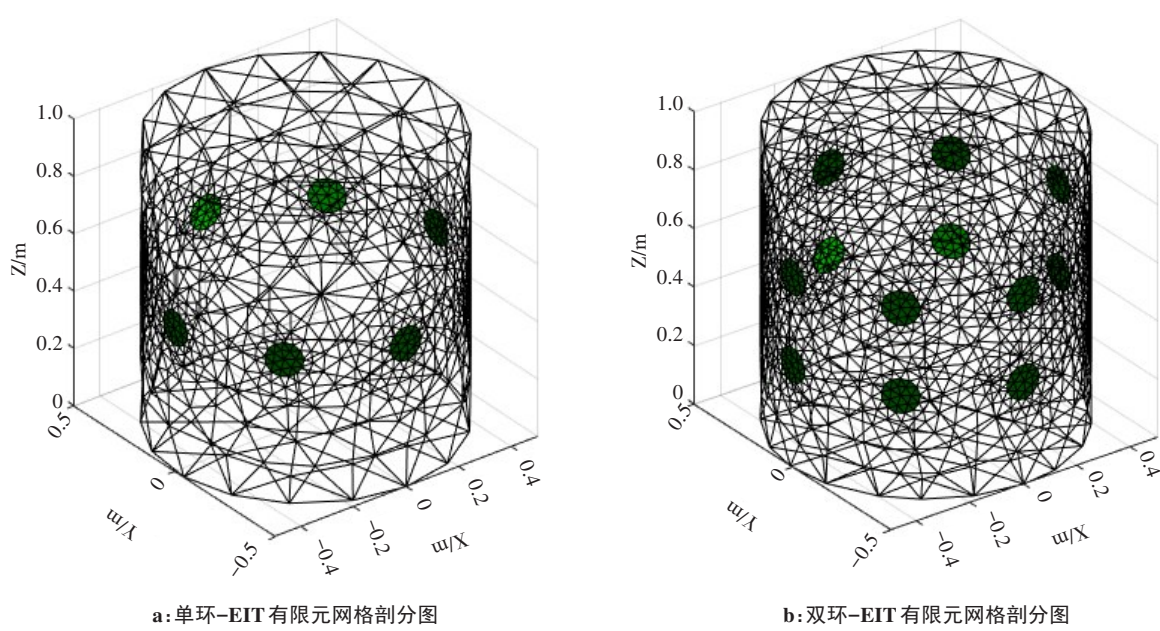


图3 单环-EIT和双环-EIT有限元网格剖分图
Figure 3 Single ring- and double ring-EIT finite element mesh profiles

模型中每个小区域的电导率变化引起的对应测量值变化可由其灵敏度矩阵 J 表示:

$$J_{ij} = \frac{\partial V_i}{\partial \sigma_j} \tag{5}$$

灵敏度矩阵 J 的每列数值代表由相对应的元素区域的电导率变化而引起的测量值变化,每行数值表示测量值变化对应到不同元素的相对贡献,有效求解灵敏度矩阵对EIT问题的解的性能影响巨大。在实际应用中还需考虑电极的大小、位置以及和皮肤的接触阻抗等因素,要想得到合理的结果则需要尽可能构建准确的正向模型。完成正向模型的建立后,则需要对EIT的逆问题进行求解。

2.2 EIT逆问题算法

EIT技术的逆问题是一个不适定问题,由于测量数据少、方程组不确定程度高等易造成重建图像的空间分辨率低。目前EIT重建算法可以大致分为直接重建算法,迭代类算法;另外由于灵敏度矩阵是病态的,且测量噪声导致图像中存在伪影等,通过引入正则化技术的方式加入先验信息重建清晰图像;利用统计学方法,如贝叶斯相关理论求解EIT逆问题。目前EIT逆问题研究中广泛使用的重建方法如图4所示^[9]。

2.2.1 直接重建算法 在EIT图像直接重建算法中具有代表性的算法有等位线反投影(Linear Back Projection,

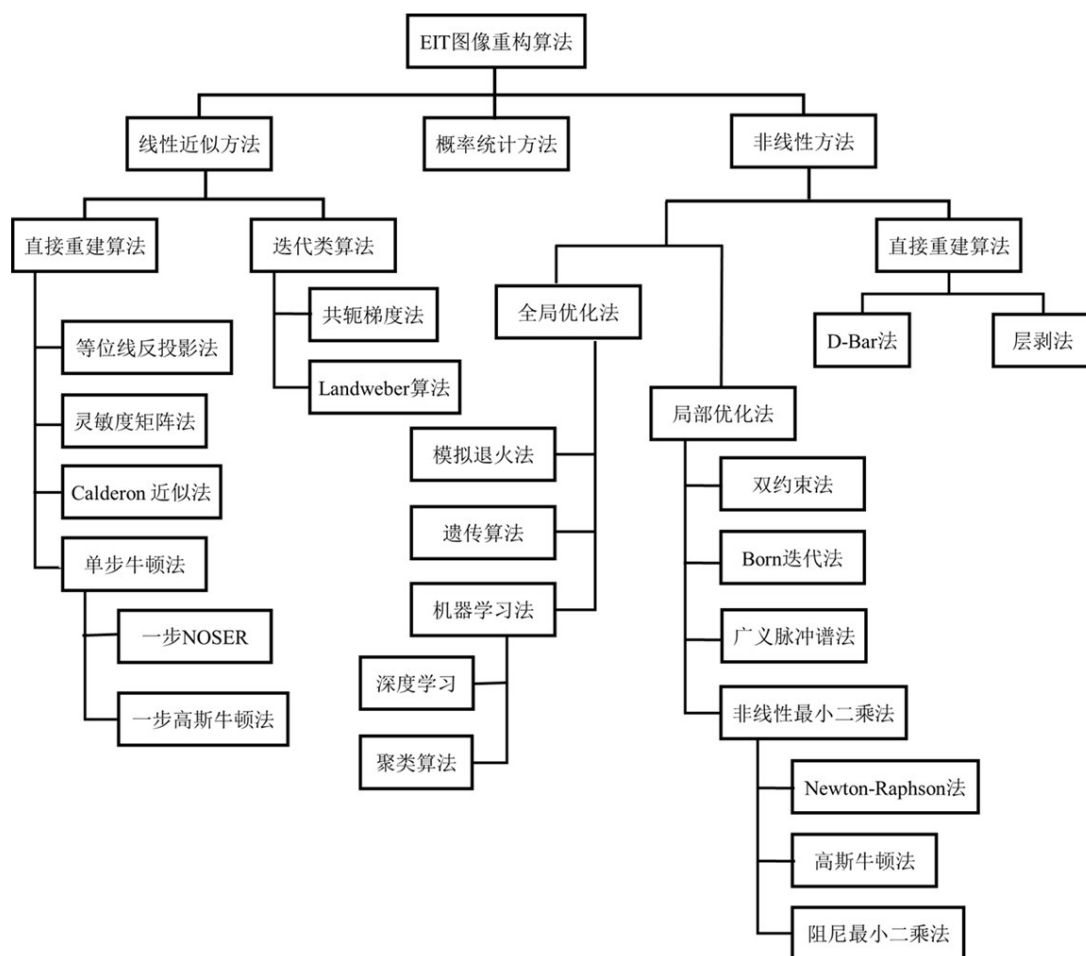


图4 EIT图像重建算法
Figure 4 Reconstruction algorithm of EIT

LBP)法,灵敏度系数法^[10],正则化法,截断奇异值分解(Truncated Singular Value Decomposition, TSVD)法^[11],层剥法^[12],Calderon近似法^[13]和D-Bar方法^[14]等。下面介绍应用较多LBP法和D-Bar法。

(1)LBP法。LBP法是基于等位线反投影的EIT动态图像重建算法,其原理是场域内电导率分布均匀时,等位线之间的投影区域内将电阻抗分布变化和电压的分布变化近似为线性关系,然后两个时刻测量的电压值作差,数据归一化后沿等位线作反投影,再将投影区域内的结果叠加起来,得到电阻抗分布变化的结果并作差分重建图像^[15]。其数学模型如式(6)所示:

$$\Delta\sigma = J^T \Delta U \quad (6)$$

其中, J 为灵敏度矩阵, ΔU 为电压分布变化, $\Delta\sigma$ 为电导率分布变化。用反投影算法求得电导率的近似值。LBP算法是动态成像算法,它的突出优势是能实时成像,成像速度快,实现简单,但其重建图像存在伪影、对目标的边界不清晰、空间分辨率低等缺点。

(2)D-Bar法。D-Bar法是求解EIT逆问题的直

接重建方法,是唯一具有已证明的正则化策略的直接非线性方法,一般研究静态图像重建。D-Bar法涉及复几何光学(Complex Geometrical Optics, CGO)解,D-Bar方程和非线性傅里叶变换。设 $\Omega \in R^2$ 为具有Lipschitz边界的单连通域,内部的电势可以用广义拉普拉斯方程来表示:

$$\nabla \cdot (\sigma(z) \nabla u(z)) = 0, z \in \Omega \quad (7)$$

EIT逆问题的边界数据由Dirichlet-to-Neumann(DN)映射 Λ_σ 给出,该映射将边界电压映射到边界上的电流密度, $\Lambda_\sigma: u|_{\partial\Omega} \rightarrow \sigma(z) \frac{\partial u}{\partial \nu}|_{\partial\Omega}$ 。D-Bar法基于为EIT问题定制的Neumann-to-Dirichlet(ND)数据非线性傅里叶变换,利用CGO解与未知电导率存在直接关系和散射变换数据与CGO解的联系,使用D-Bar方程解决关于复频率变量的CGO解^[16]。D-Bar法步骤如图5所示。

从电导率 $\sigma \in W^{2,p}(\Omega)$ 的广义拉普拉斯方程的变换开始,通过变量 $q(z) = \frac{\Delta \sqrt{\sigma(z)}}{\sqrt{\sigma(z)}}$, $\tilde{u}(z) = \sqrt{\sigma(z)} \cdot u(z)$,

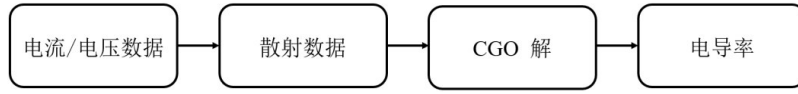


图5 D-Bar 法步骤

Figure 5 D-Bar method steps

其中 $z = (x, y)$ 位于 Ω 中有界的单连通 Lipschitz 域 R^2 中, 得到:

$$-\Delta \tilde{u} + q(z) \tilde{u} = 0, z \in \Omega \quad (8)$$

假设在 Ω 边界的邻域内 σ 是常数, 可以将上式扩展到整个平面, 使 $q = 0$ 在 Ω 边界之外。为了不失一般性, 在边界的邻域内假设 $\sigma=1$ 。在量子物理的背景下, $q(z) = \Delta \sqrt{\sigma(z)} / \sqrt{\sigma(z)}$, 引入复参数 $k = k_2 + ik_1$, 并将空间变量 $z = x + iy$ 与复平面上的对应点辨识, 得到 CGO 解 $\psi(z, k)$ 满足:

$$-\Delta \psi(z, k) + q(z) \psi(z, k) = 0, z \in R^2 \quad (9)$$

$$e^{-ikz} + \psi(z, k) - 1 \in W^{1,p}(R^2), p > 2 \quad (10)$$

在整个过程中, 通过映射 $z = (x, y) \rightarrow x + iy$, 其偏导算子如下:

$$\partial_z = \frac{1}{2}(\partial_x - i\partial_y), \bar{\partial}_z = \frac{1}{2}(\partial_x + i\partial_y) \quad (11)$$

与 ψ 密切相关的 CGO 解为 $\mu(z, k)$, 定义为 $\mu(z, k) \equiv e^{-ikz} \psi(z, k)$ 。电导率可以由 μ 或 ψ 直接通过公式得到:

$$\sigma(z) = \mu^2(z, 0), z \in \Omega \quad (12)$$

计算电导率过程中, 散射变换 $t(k)$ 和 μ 的 D-Bar 方程将数据 Λ_σ 与函数 $\mu(z, k)$ 联系起来, $t(k)$ 公式如下:

$$t(k) = \int_{\Omega} e^{-ikz} q(z) \psi(z, k) dz \quad (13)$$

由于 ψ 的渐近性, 可以看作 q 的非线性傅里叶变换。 μ 满足的 D-Bar 方程是:

$$\frac{\partial u}{\partial k} = \frac{t(k)}{4\pi k} e_{-z}(k) \bar{\mu}(z, k) \quad (14)$$

通过以上散射变换和非线性傅里叶变换求解 D-Bar 方程, 得到电导率分布 $\sigma(z)$ 。

2.2.2 迭代类重建算法 迭代类重建算法中比较经典并具有代表性的算法包括 Landweber 迭代法^[17], 牛顿-拉夫逊 (Newton-Raphson) 法^[18], 共轭梯度 (Conjugate Gradient, CG) 法^[19], Kalman 滤波法^[20], 总变差 (Total Variation, TV) 正则化法^[21]等。下面介绍在实际应用中使用较多的迭代类重建算法。

(1) Newton-Raphson 法。Newton-Raphson 法是解决非线性逆问题中常用的优化方法, 其基本思想是用二次函数逼近代替目标函数来找到二次函数的极小值, 并将该极小值近作为目标函数的极小值^[1]。

其目标函数如式(15)所示:

$$f(\sigma) = \frac{1}{2} \|V(\sigma) - U\|^2 \quad (15)$$

其中, σ 表示电导率, $V(\sigma)$ 表示电导率分布为 σ 时计算出的边界电压, U 为对被测对象进行测量的边界电压。图像重建的期望是当 $f(\sigma)$ 最小时电导率 σ 的分布, 将目标函数 $f(\sigma)$ 对电导率求导, 并令其倒数 $f'(\sigma) = 0$ 。

$$f'(\sigma) = [V'(\sigma)](V(\sigma) - U) = 0 \quad (16)$$

其中, $V'(\sigma)$ 一般称为雅可比矩阵, 用 $J(\sigma)$ 表示, 其定义式如下式所示:

$$J_{ij}(\sigma) = [V'(\sigma)]_{ij} = \frac{\partial V_i(\sigma)}{\partial \sigma_j} \quad (17)$$

在任意数 $\sigma = \sigma^k$ 下, 对 $f'(\sigma)$ 进行泰勒级数展出, 只保留线性项, 并对二次项用海森矩阵 $H(\sigma)$ 进行表示, 使其等于 0, 得到下式:

$$\Delta \sigma^k = -[J(\sigma^k)]^T J(\sigma^k)]^{-1} [J(\sigma^k)]^T [V(\sigma^k) - U] \quad (18)$$

其中, $\Delta \sigma^k = \sigma^{k+1} - \sigma^k$, k 为迭代次数, 得出迭代公式, 如下式所示:

$$\sigma^{k+1} = \sigma^k + \Delta \sigma^k \quad (19)$$

根据上述流程进行计算更新得到电导率分布 σ , 完成图像重建。

(2) 一步高斯牛顿 (Gauss-Newton, GN) 法。CN 法多用于解决动态成像, 当正问题趋于近线性时, 收敛效果较好, 电导率 σ 的扰动较小, 正问题可以近似成以下式表达:

$$V(\sigma) = J\sigma + n \quad (20)$$

其中, $J = \frac{\partial V(\sigma)}{\partial \sigma}$, 表示雅可比矩阵; n 为测量噪声。

在动态的求解中:

$$V(\Delta \sigma) = J\Delta \sigma \quad (21)$$

其中, $\Delta \sigma$ 为前后变化的电导率分布。对时间前后的测量电压进行做差, 并对其做归一化, 公式如下式所示:

$$y = \frac{U_{t2} - U_{t1}}{U_{t1}} \quad (22)$$

其中, U_{t1} 为时间 $t1$ 时测得的边界电压; U_{t2} 为时间 $t2$ 时测得的边界电压。

为了计算准确电导率值, 引入正则化项, 得到以下目标函数:

$$\mathcal{O}(\Delta\sigma) = \|y - J \cdot \Delta\sigma\|_{\Sigma_N^{-1}}^2 + \|\sigma - \sigma^0\|_{\Sigma_x^{-1}}^2 \quad (23)$$

其中, Σ_N^{-1} 为 Σ_N 的逆运算, $[\Sigma_N]_{i,i} = \sigma_i^2$, σ_i^2 为节点 i 测量噪声; Σ_x^{-1} 为 Σ_x 的逆运算, Σ_x 为预测的协方。

$$\Delta\sigma = \left(J^T \frac{1}{\sigma_n^2} WJ + \frac{1}{\sigma_x^2} R \right)^{-1} J^T \frac{1}{\sigma_n^2} Wy \quad (24)$$

其中, $W = \sigma_n^2 \Sigma_N^{-1}$, $R = \sigma_x^2 \Sigma_x^{-1}$ 为引入的先验信息; σ_n 为平均测量噪声幅值, σ_x 为电导率变化的先验幅值; W 为测量精度模型, R 为正则化项, 常以经验值得到。

正则化的超参数 $\lambda = \frac{\sigma_x}{\sigma_n}$, 则得到以下公式:

$$\Delta\sigma = (J^T WJ + \lambda^2 R)^{-1} J^T Wy \quad (25)$$

根据上述公式进行更新得到电导率变化的分布 $\Delta\sigma$, 完成图像重建。

(3) 格拉茨共识重建 (Graz consensus Reconstruction algorithm for EIT, GREIT) 算法。GREIT 算法基于目标对象的电导率和噪声仿真数据作为训练目标进行训练, 得到使重建图像误差最小的重建矩阵 R , 从而在对其他数据进行重建时, 直接利用重建矩阵即可得到电阻抗分布^[22]。可表达为:

$$\sigma = RU \quad (26)$$

其中, σ 为电导率分布, U 为边界测量电压。基于正向

模型、噪声模型和所需的性能指标, GREIT 算法找寻符合要求的重建矩阵 R 。线性重构 GREIT 算法等价于广义 Tikhonov 正则化, 其中先验信息对应于训练数据的选择策略。用下式中误差最小的 R 表示优化的重建矩阵:

$$\varepsilon^2 = \sum_k \|\sigma^{(k)} - RU^{(k)}\|_w^2 \quad (27)$$

对于每种类型的数据, 计算一组训练输入 EIT 测量值 (边界电压) 和期望输出 (电导率分布 σ)。 w 表示训练目标集合中每一个目标的权重, 其大小控制着噪声系数和 GREIT 的整体噪声性能, k 是所有训练测量和噪声样本的总和。对上式进行求导:

$$\begin{aligned} -\frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial R} \varepsilon^2 &= \sum_k \sigma^k (w^k)^2 U^k - \sum_k (w^k)^2 \sum R U^k \\ &= \sum_k \sigma^k (w^k)^2 U^k - \sum R \left[\sum_k U^k (w^k)^2 \right] = 0 \end{aligned} \quad (28)$$

重构矩阵 R 为:

$$R = E[\sigma U^T] (E[U U^T])^{-1} \quad (29)$$

代入式 (27) 得到重构电导率分布 σ 。

如图 6 所示, EIDORS 系统中, 采用 GREIT、LBP、GN 3 种 EIT 重建算法对同一目标体进行图像重建。在实际应用中考虑各方法的计算时间、超参数选取等, 根据其重建效果选择最佳方法。

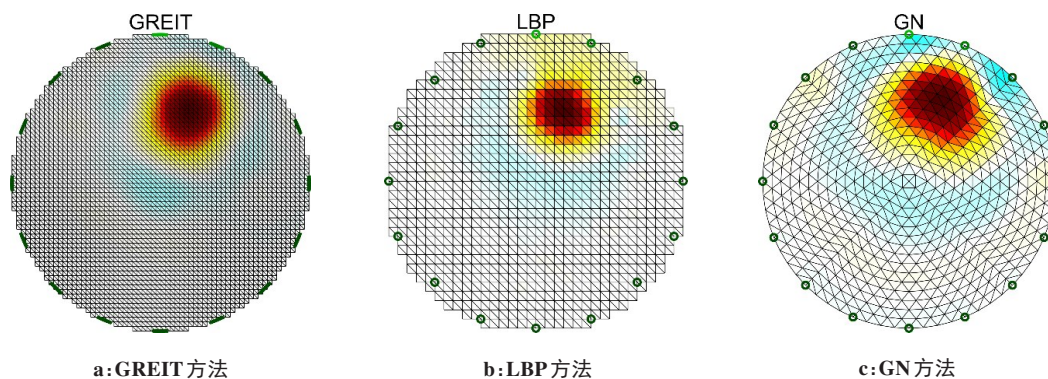


图 6 3 种算法重建图像效果

Figure 6 Reconstruction results of 3 methods

(4) 深度学习算法。深度学习 (Deep Learning) 的概念由 Hinton 等首次提出, 该网络含有多隐层感知结构, 其高层的特征是由底层的低级特征抽象得到的, 进而得到数据的分布特征^[23]。深度学习算法具有极强的特征表达和学习能力, 通过在不同的应用场合下有针对性地选择样本进行训练, 可以自动地学习出被测物场内电导率分布的特征, 从而更好地对边界测量电压向量与电导率分布之间的非线性关系进行建模, 提高图像重建的质量。另一方面, 训练好的端到端模型会显著提高 EIT 成像速度。

如图 7 所示, EIT 深度学习网络是通过获取和处理原始边界测量电压和电导率分布, 利用边界测量电压与电导率分布之间的映射关系构建 EIT 网络模型, 进而获取未经训练的边界测量电压对应的电导率分布, 得到 EIT 重建图像^[24]。深度学习网络解决了逆问题求解时的非线性和病态问题, 提高了 EIT 重建图像的求解精度及质量^[25]。其具体实现模块划分如图 8 所示。

如图 9 所示, 学者 Kupis 在 EIT 研究中, 模型真实的电导率与深度学习网络 (Deep Neural Network,

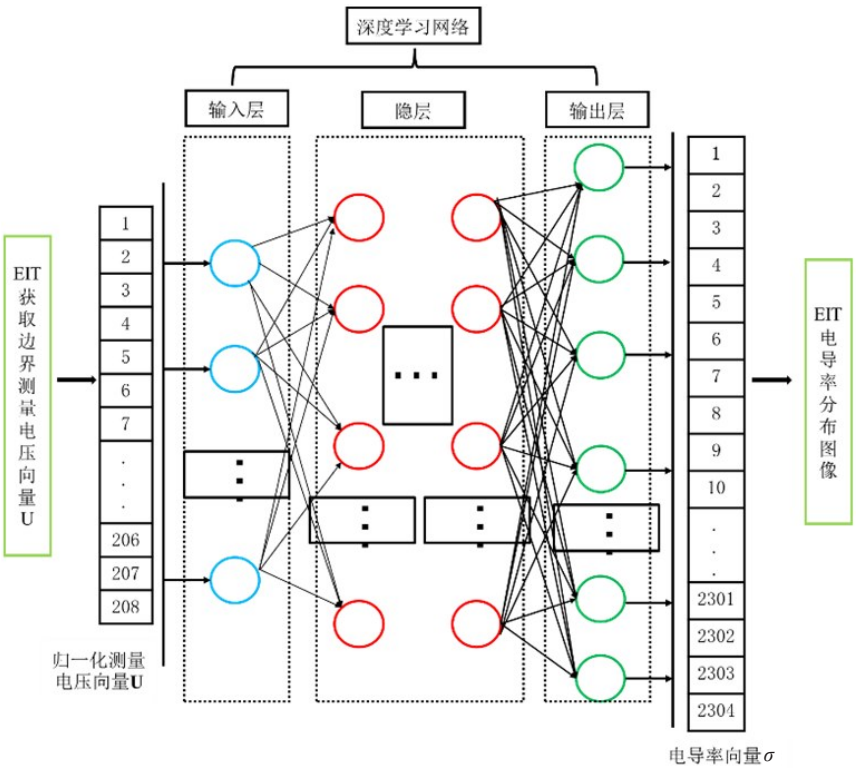


图7 EIT深度学习网络

Figure 7 Deep learning network of EIT

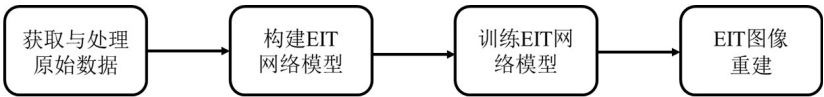


图8 基于神经网络重构EIT图像流程示意图

Figure 8 Schematic diagram of EIT image reconstruction based on neural network

DNN)恢复的电导率差别不大。与GN方法重建图像相比,DNN方法重建模型的边界清晰,恢复电导率接近模型真实电导率值^[26]。可以看出,深度学习在EIT图像重建中具有良好的应用前景和发展潜力。

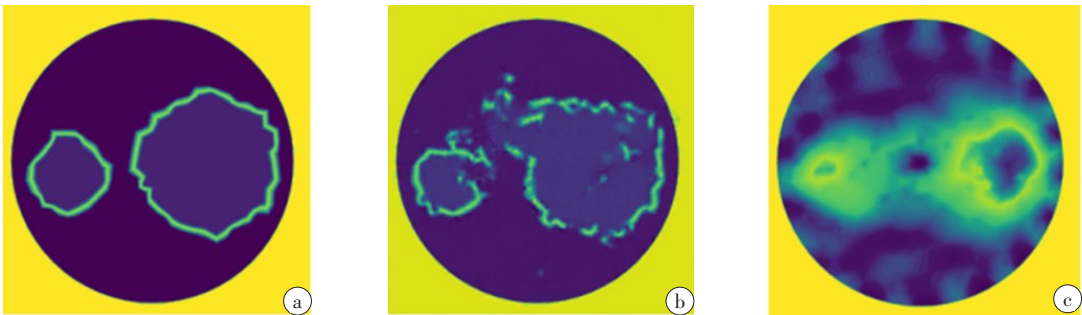


图9 模型电导率(a)、DNN恢复的电导率(b)以及GN方法恢复的电导率(c)

Figure 9 Model conductivity (a), the recovered conductivity using DNN (b) and the recovered conductivity using GN (c)

2.2.3 概率统计类成像算法 极大后验估计(Maximum a Posteriori, MAP)法是最大化地给定数据样本的情况下模型参数的后验概率,其基于Bayes估计理

论,本质是估计极大化后验概率密度函数 $f(x|z)$ 的电导率变化分布 \hat{x} ,即找到一组 x 分布最有可能产生电位变化值分布 z ^[27]。根据Bayes定理:

$$f(x|z) = \frac{f(z|x)f(x)}{f(z)} = \frac{\exp(-(1/2)[(z - Hx)'R_n^{-1}(z - Hx) + (x - x_\infty)'R_x^{-1}(x - x_\infty)])}{(2\pi)^{(M+N)/2} \sqrt{|R_x||R_n|} f(z)} \quad (30)$$

上式中将分子的整个指数项进行最小化,得到 $f(x|z)$ 最大化,上式分子的整个指数项可以表达为:

$$\hat{x} = \arg \min_x [(z - Hx)'R_n(z - Hx) + (x - x_0)'R_x^{-1}(x - x_\infty)] \quad (31)$$

最终通过求导计算极值的方法估计出 \hat{x} 为:

$$\hat{x} = (H'R_n^{-1}H + R_x^{-1})^{-1}(H'R_n^{-1}z + R_x^{-1}x_\infty) \quad (32)$$

其中, R_n 是测量数据噪声的协方差矩阵。 R_x 是正演值的协方差矩阵。上式中的 R_n^{-1} 、 R_x^{-1} 可以写为:

$$\begin{aligned} R_n^{-1} &= \epsilon_n^{-1}W \\ R_x^{-1} &= \epsilon_x^{-1}F'F \end{aligned} \quad (33)$$

其中 ϵ_x^{-1} 是重建值的标准差。若定义 $\mu = \epsilon_n^2/\epsilon_x^2$, 则由式(32)可得正则化逆的解:

$$\hat{x} = (H'WH + \mu Q)^{-1}H'Wz = B(\mu)z \quad (34)$$

通过计算上式 \hat{x} , 得到重建电导率分布图像。

3 EIT 与 CT 融合重构算法

EIT 的重建图像空间分辨率低,充分利用先验信息是解决该问题的关键之一。近年来,研究者在增强图像重建质量方面利用 CT 图像分辨率高,能够显示解剖结构的优势,提出了一种 EIT-CT 融合成像方法,主要包括 CT 图像边界提取、CT 图像分割、EIT 有限元建模、EIT 图像重建结果,表明通过融合成像,可以改善 EIT 成像质量,使得临床人员更容易判断阻抗变化解剖位置信息^[28]。王琦等^[29]提取 CT 图像中胸腔及肺部轮廓为图像边界提供先验信息,结合相应的重建算法使重建电导率分布更接近肺部实况,从而使得图像效果接近真实情况(图 10 路径①)。CT 图像处理过程如图 11 所示^[30]。

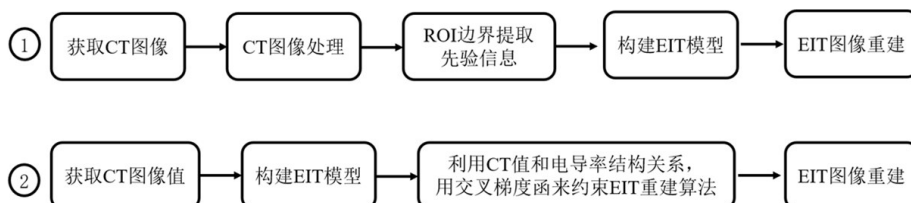


图 10 CT 与 EIT 图像融合重构算法流程图

Figure 10 Flowchart of CT and EIT image fusion reconstruction algorithm

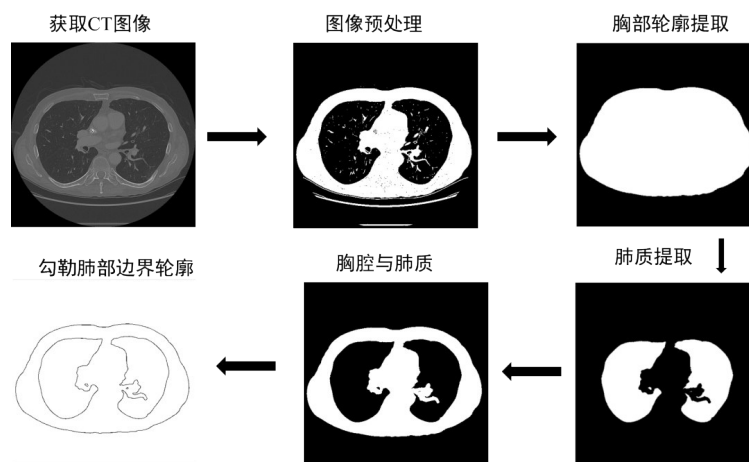


图 11 CT 图像处理流程

Figure 11 CT image processing flowchart

Li 等^[31]开发了一种基于交叉梯度法的 CT 图像引导 EIT (CEIT), 对同一目标进行 CT 扫描和 EIT 成像, 利用 CT 图像和 EIT 图像的结构相似性, 通过交叉梯度函数来提高传统 EIT 的空间分辨率, 交叉梯度函

数允许在同一成像区域不同的物性特性具有不同的幅值。并对 EIT 重建图像进行定量评价, 结果表明, CEIT 方法能显著提高电导率图像的质量。图 10 路径②是 CT 与 EIT 图像重构算法结合的流程示意图。

该重构算法的目标函数定义为:

$$\mathcal{O}(m_E) = \|V_E - F(m_E)\|^2 + \alpha \|Lm_E\|^2 \quad (35)$$

利用已有CT图像,并假设CT和EIT针对同一区域,通过CT值和电导率之间应用交叉梯度函数来进一步约束EIT成像,交叉梯度函数作为附加约束并入非线性最小二乘问题中,得到新的目标函数:

$$\mathcal{O}(m_E) = \|V_E - F(m_E)\|^2 + \alpha \|Lm_E\|^2 + \beta \|t(m_E, m_C)\| \quad (36)$$

其中, V_E 表示在测量电极上测得的电压, $F(m_E)$ 表示正演计算得到的电压,是电导率矢量, α 是正则化参数, L 为拉普拉斯算子, β 表示交叉梯度系数, m_E 表示电导率和CT值 m_C 之间的交叉梯度函数。

4 EIT的应用领域

基于EIT技术的诸多优势,其应用广泛,目前在生物医学诊断疾病方面发展迅速,EIT技术主要有以下几个应用领域:(1)在生物医学中脑功能的变化和大脑疾病的生理、病理性改变都伴随生物电阻抗的变化,EIT可以反映出大脑内疾病的情况。在脑科学研究和大脑疾病的诊疗过程中,病变引起的局部电阻抗分布异常,可以作为EIT成像技术检测大脑健康状态的依据。如在脑血管疾病检测、脑肿瘤及其他脑部疾病,根据脑部的电阻抗变化情况确定病变部位,EIT技术能进行长期动态检测^[32-34]。(2)消化道疾病的诊断。胃部的电阻抗特性不仅与胃部的结构有关,还与胃中食物和胃酸含量相关,可以采用EIT技术对胃部进行监测,得到电阻抗变化信号,从而对胃部疾病进行检测和评价。在研究中胃排空的变化能够显示部分胃部疾病,另外EIT能对食物以及异物在消化道或胃部进行跟踪,达到追踪疾病的效果^[35-36]。(3)肺部疾病诊断是通过测量肺部电阻抗的变化来判断疾病,研究者在研究肺换气的过程中,发现肺部吸入的空气与阻抗变化有着紧密的联系,因此将EIT技术应用于评估呼吸功能。经过一系列复杂研究,电阻抗成像技术已经可以用于肺部疾病的监测,如急性呼吸窘迫综合征(Acute Respiratory Distress Syndrome, ARDS),EIT技术可以测量肺部及区域性肺部通气分布,根据电导率分布变化判断呼气末正压(Positive end-Expiratory Pressure, PEEP)的变化对肺泡的影响,实现EIT对患者病情的检测,在肺炎,肺囊肿等疾病诊断中EIT技术同样发挥作用^[37-38]。(4)心血管疾病检查方面的应用。血液在人体内各个部位流动,在心动周期过程中,胸部因血量发生变化,其电阻抗也随着发生变化,EIT技术可以检测在心动周期过程中发生的一系列病症,能够提供描述生理活动的内部电导率分布的实时图像。(5)对肿瘤

的提前诊断和治疗过程中的监测。不同组织在病理和生理状态下具有不同的阻抗频谱特性,在治疗恶性肿瘤的过程中,EIT可以作为肿瘤治疗监测的一种有效手段,可以早期发现早干预,提高患者生存率。如诊断乳腺肿瘤,EIT技术能够通过电阻抗分布异常发现肿瘤,以动态监测手段实现较高的敏感度和特异度,可用于早期乳腺肿瘤的筛查^[39]。

上述只是EIT技术在人体医学应用的部分方面,此外在动物健康检测方面也应用广泛,如赛马的肺部检测、宠物胸腔检测等^[40-41]。除了生物医学,其它领域的应用有基于电阻抗成像的机器人柔性传感器,可穿戴设备监测健康,手势识别等,EIT技术具有很好的发展、应用前景,对其研究具有重要意义。

5 结论与展望

基于EIT技术的简单便捷、无创无辐射等优点,其应用广泛,具有很好的研究价值。近年来,在重构算法、图像优化等方面得到快速发展,特别是基于深度学习算法和EIT与CT融合方向具有较大发展空间,充分的先验信息能够引导重构算法解的正确性,恢复电导率的变化分布。在一些前沿的研究技术,学者对计算时间慢等问题进行GPU/CPU并行计算,对硬件设备等研究对于EIT技术的发展有所帮助。

EIT技术在成图质量、成图速度等方面还面临一些的难点和挑战。研究硬件系统的精确性来提高EIT图像重建的空间分辨率,如减少在对电极测量中的噪声、需要更好的EIT芯片来处理计算等。另外可以加大技术攻关和学科交叉,如CT与EIT成像技术的结合、在数学物理方向突破EIT重构算法的成图质量问题等,EIT技术未来将取得良好的创新成果。

【参考文献】

- [1] 何为,罗辞勇,徐征.电阻抗成像原理[M].北京:科学出版社,2009: 2-6.
He W, Luo CY, Xu Z. Principle of electrical impedance imaging [M]. Beijing: Science Press, 2009: 2-6.
- [2] 徐灿华,董秀珍.生物电阻抗断层成像技术及其临床研究进展[J].高电压技术,2014,40(12): 3738-3745.
Xu CH, Dong XZ. Advancements in electrical impedance tomography and its clinical applications[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40 (12): 3738-3745.
- [3] Sun B, Baidillah MR, Darna PN, et al. Evaluation of the effectiveness of electrical muscle stimulation on human calf muscles via frequency difference electrical impedance tomography[J]. Physiol Meas, 2021, 42(3): 035008.
- [4] Ma G, Hao ZL, Wu X, et al. An optimal electrical impedance tomography drive pattern for human-computer interaction applications [J]. IEEE Trans Biomed Circuits Syst, 2020, 14(3): 402-411.
- [5] Heikkinen LM, Kourunen J, Savolainen T, et al. Real time three-dimensional electrical impedance tomography applied in multiphase flow imaging[J]. Meas Sci Technol, 2006, 17(8): 2083-2087.
- [6] Babaeizadeh S, Brooks DH, Isaacson D. A 3-D boundary element solution to the forward problem of electrical impedance tomography

- [C]//the 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE, 2004: 960-963.
- [7] Darbas M, Heleine J, Mendoza R, et al. Sensitivity analysis of the complete electrode model for electrical impedance tomography[J]. AIMS Math, 2021, 6(7): 7333-7366.
- [8] Adler A, Lionheart WR. Uses and abuses of EIDORS: an extensible software base for EIT[J]. Physiol Meas, 2006, 27(5): S25-42.
- [9] 代萌. 基于极大后验估计理论的电阻抗断层成像重建算法研究[D]. 西安: 第四军医大学, 2009.
- Dai M. Study of image reconstruction in electrical impedance tomography using the algorithm based on maximum a posteriori[D]. Xi'an: Fourth Military Medical University, 2009.
- [10] Lionheart WR. EIT reconstruction algorithms: pitfalls, challenges and recent developments[J]. Physiol Meas, 2004, 25(1): 125-142.
- [11] 陈宇, 高宝庆, 张立新, 等. 基于加权奇异值分解截断共轭梯度的电容层析图像重建[J]. 光学精密工程, 2010, 18(3): 701-707.
- Chen Y, Gao BQ, Zhang LX, et al. Image reconstruction based on weighted SVD truncation conjugate gradient algorithm for electrical capacitance tomography[J]. Optics and Precision Engineering, 2010, 18(3): 701-707.
- [12] Cheney M, Isaacson D. Issues in electrical impedance imaging[J]. IEEE Comput Sci Eng, 1995, 2(4): 53-62.
- [13] Calderón A. On inverse boundary value problem[J]. Comput Appl Math, 2006, 25: 133-138.
- [14] De Castro Martins T, Sato AK, De Moura FS, et al. A review of electrical impedance tomography in lung applications: theory and algorithms for absolute images[J]. Annu Rev Control, 2019, 48: 442-471.
- [15] 孔令睿, 宾光宇, 吴水才. 电阻抗断层成像技术重建方法对比研究[J]. 中国医疗设备, 2022, 37(7): 1-9.
- Kong LR, Bing GY, Wu SC. Comparative study on reconstruction methods of electrical impedance tomography[J]. China Medical Equipment, 2022, 37(7): 1-9.
- [16] Mueller JL, Siltanen S. The D-Bar method for electrical impedance tomography-demystified[J]. Inverse Probl, 2020, 36(9): 093001.
- [17] Wang HX, Wang C, Yin WL. A pre-iteration method for the inverse problem in electrical impedance tomography[J]. IEEE Trans Instrum Meas, 2004, 53(4): 1093-1096.
- [18] Yorkey TJ, Webster JG, Tompkins WJ. Comparing reconstruction algorithms for electrical impedance tomography[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 1987, 34(11): 843-852.
- [19] Yang WQ, Peng L. Image reconstruction algorithms for electrical capacitance tomography[J]. Meas Sci Technol, 2002, 14(1). Doi: 10.1088/0957-0233/14/1/201.
- [20] Pellegrini SP, Trigo FC, Lima RG. Adaptive Kalman filter-based information fusion in electrical impedance tomography for a two-phase flow[J]. Mech Syst Signal Process, 2021, 150: 107326.
- [21] Shi Y, Rao Z, Wang C, et al. Total variation regularization based on iteratively reweighted least-squares method for electrical resistance tomography[J]. IEEE Trans Instrum Meas, 2020, 69(6): 3576-3586.
- [22] Adler A, Arnold JH, Bayford R, et al. GREIT: a unified approach to 2D linear EIT reconstruction of lung images[J]. Physiol Meas, 2009, 30(6): S35-S55.
- [23] Wei Z, Liu D, Chen X. Dominant-current deep learning scheme for electrical impedance tomography[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2019, 66(9): 2546-2555.
- [24] 汪剑鸣, 代月霞, 王琦, 等. 基于深度学习的电阻抗层析成像方法: CN201610905596.9[P]. 2017-03-01.
- Wang JM, Dai YX, Wang Q, et al. Deep learning-based electrical impedance tomography method: CN201610905596.9[P]. 2017-03-01.
- [25] Ren S, Sun K, Tan C, et al. A two-stage deep learning method for robust shape reconstruction with electrical impedance tomography[J]. IEEE Trans Instrum Meas, 2020, 69(7): 4887-4897.
- [26] Kupis S. Methods for the electrical impedance tomography inverse problem: deep learning and regularization with wavelets [D]. Clemson: Clemson University, 2021.
- [27] Kaipio J P, Kolehmainen V, Somersalo E, et al. Statistical inversion and Monte Carlo sampling methods in electrical impedance tomography[J]. Inverse Probl, 2000, 16(5): 1487.
- [28] 陈晓艳, 李健楠, 王化祥. 一种电阻抗图像与CT图像融合方法研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2011, 30(6): 892-896.
- Chen XY, Li JN, Wang HX. Research on the image fusion of EIT and CT[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2011, 30(6): 892-896.
- [29] 王琦, 陈晓静, 汪剑鸣, 等. 基于人体结构先验信息的胸部电阻抗成像方法[J]. 中国生物医学工程学报, 2019, 38(1): 35-43.
- Wang Q, Chen XJ, Wang JM, et al. Chest electrical impedance tomography method based on priori information of human body structure[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2019, 38(1): 35-43.
- [30] Li X, Chen X, Wang Q, et al. Electrical-impedance-tomography imaging based on a new three-dimensional thorax model for assessing the extent of lung injury[J]. AIP Advances, 2019, 9(12): 125310.
- [31] Li Z, Zhang J, Liu D, et al. CT image-guided electrical impedance tomography for medical imaging[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2020, 39(6): 1822-1832.
- [32] Frerichs I, Amato MB, Van Kaam AH, et al. Chest electrical impedance tomography examination, data analysis, terminology, clinical use and recommendations: consensus statement of the translational EIT development study group[J]. Thorax, 2017, 72(1): 83-93.
- [33] Wang L, Sun Y, Xu XM, et al. Real-time imaging of epileptic seizures in rats using electrical impedance tomography[J]. Neuroreport, 2017, 28(11): 689-693.
- [34] Li JB, Tang C, Dai M, et al. A new head phantom with realistic shape and spatially varying skull resistivity distribution[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2014, 61(2): 254-263.
- [35] 王晓玉, 周伊南, 赵婷, 等. EIT在呼吸系统疾病中的应用进展[J]. 中国医疗设备, 2021, 36(5): 173-176.
- Wang XY, Zhou YN, Zhao T, et al. Application progress of EIT in respiratory diseases[J]. Chinese Medical Equipment, 2021, 36(5): 173-176.
- [36] Podcezek F, Mitchell C, Newton J, et al. The gastric emptying of food as measured by gamma-scintigraphy and electrical impedance tomography (EIT) and its influence on the gastric emptying of tablets of different dimensions[J]. J Pharm Pharmacol, 2007, 59(11): 1527-1536.
- [37] Heines SJ, Strauch U, Poll M, et al. Clinical implementation of electric impedance tomography in the treatment of ARDS: a single centre experience[J]. J Clin Monit Comput, 2019, 33(2): 291-300.
- [38] Hsu CF, Cheng J S, Lin WC, et al. Electrical impedance tomography monitoring in acute respiratory distress syndrome patients with mechanical ventilation during prolonged positive end-expiratory pressure adjustments[J]. J Formos Med Assoc, 2016, 115(3): 195-202.
- [39] 徐峰, 李梦新, Jusko P, 等. 电阻抗断层成像与乳房超声及钼靶在诊断乳腺良恶性病变中的对照观察[J]. 中华医学杂志, 2017, 97(18): 1391-1395.
- Xu F, Li MX, Jusko P, et al. Utilisation of electrical impedance tomography and/or ultrasound and mammography in breast disease diagnosis: a controlled study[J]. National Medical Journal of China, 2017, 97(18): 1391-1395.
- [40] Brabant OA, Byrne DP, Sacks M, et al. Thoracic electrical impedance tomography-the 2022 veterinary consensus statement[J]. Front Vet Sci, 2022, 9: 946911.
- [41] Moreno-Martinez F, Byrne D, Rasis A, et al. Comparison of effects of an endotracheal tube or facemask on breathing pattern and distribution of ventilation in anesthetized horses[J]. Front Vet Sci, 2022, 9: 895268.

(编辑: 薛泽玲)