



基于径向基函数神经网络的肺部 加权频差电阻抗成像方法*

白世展 李文胜 林海军 李建闽 张甫** 杨宇祥**

(湖南师范大学工程与设计学院, 长沙 410081)

摘要 目的 对肺通气过程进行床旁实时连续图像监控,是机械通气患者和临床医生的迫切需求。肺部电阻抗成像(EIT)可反映呼吸引起的胸腔电特性变化分布,在肺通气监测方面具有天然的优势。本文目的在于建立基于径向基函数神经网络(RBFNN)的肺部加权频差电阻抗成像(wfd-EIT)方法,实现对肺通气的高空间分辨率成像。**方法** 利用肺部wfd-EIT成像方法实时描绘胸腔电导率分布状况,再通过RBFNN将目标区域可视化并精准识别其边界信息。首先通过数值分析模拟,在各个激励频率利用COMSOL与MATLAB软件建立2 028个仿真样本,分为训练样本集和测试样本集,验证所提出成像方法的可行性和有效性。其次,为了验证仿真结果,建立肺部物理模型,选用具有低电导特性的生物组织模拟肺部通气区域,对其进行成像实验,并采用图像相关系数(ICC)和肺区域比(LRR)定量数据衡量成像方法的准确性。**结果** wfd-EIT方法可以在任意时刻进行图像重建,并能够准确反映出目标区域的电特性分布;利用基于RBFNN的算法能够增强目标区域的成像精度,ICC可达0.94以上,更好地凸显其边界轮廓信息。**结论** 通过wfd-EIT成像方法,利用多频阻抗谱同步测量实现目标区域的快速可视化,并结合RBFNN网络逼近任意非线性函数的优点,实现对目标区域电特性变化的精准识别,为下一步进行临床肺通气的EIT图像监测奠定了理论和技术基础。

关键词 电阻抗成像,加权频差电阻抗成像,径向基函数神经网络,肺通气监测

中图分类号 R332.1, TH77, Q64

DOI: 10.16476/j.pibb.2022.0330

电阻抗成像(electrical impedance tomography, EIT)旨在通过附着于目标表面阵列电极给予受试者微弱的安全电流激励,循环测量表面电压响应,重建目标内部的电导率分布(变化)^[1-2],进而反映不同目标组织或器官的功能和结构信息^[3-4]。EIT具有无创、便携、成本低、可连续监测等优点,近些年已被广泛应用于人体肺部损伤的诊断^[5]和机械通气的实时监测^[6-7],以及气胸的检测^[8]等。

通过对肺部进行EIT成像来监测呼吸是EIT技术最重要的医学应用,肺部EIT已经用于机械通气患者的管理,它可以指导机械通气压力、容量和呼吸频率的设置^[9]。肺部充气时由于肺泡间隔变薄和延长,肺部内区域与周围组织之间的电导率差异较大,将会损害电流的通过。安静呼吸时肺组织阻抗变化约5%,而在深呼吸时(从残余容量到总肺容量)阻抗变化可达300%^[2],阻抗值大小与肺内含气量有着密切关系。肺部EIT图像重建技术基于

对呼吸时肺部电阻率变化的估计^[10],而肺部呼吸时气体容量不断发生变化,导致其电导率分布处于持续变化的状态,因此为EIT成像技术在肺通气分布监测提供了天然的基础条件,从而能够动态、实时监测随着呼吸运动肺内气体分布及其动态变化^[11]。

传统EIT成像采用基于单一频率下阻抗测量的绝对成像方法^[12],测量组织或器官阻抗绝对值Z重建图像虽然可行,但其对EIT正演模型中的待测域几何建模误差非常敏感^[13],给胸腔肺部成像带

* 国家自然科学基金(32201134, 32171366, 31671002),湖南省自然科学基金(2021JJ30014, 2021JJ40359)和湖南省研究生科研创新项目(CX20210494)资助。

** 通讯联系人。

张甫 Tel: 13507489016, E-mail: fuzhang@hunnu.edu.cn

杨宇祥 Tel: 16674224725, E-mail: yuxiang.yang@hunnu.edu.cn

收稿日期: 2022-07-19, 接受日期: 2022-09-15

来一定困难。差分成像通过两个测量状态之间的阻抗差异容忍几何建模误差,重建胸腔内部电导率变化^[14],主要分为时差电阻抗成像(time difference EIT, td-EIT)和频差电阻抗成像(frequency difference EIT, fd-EIT)。td-EIT方法通过不同时刻线性阻抗差对肺部通气分布进行可视化描述^[6],有效减少重建图像伪影。然而,针对于生物应用,随着时间的改变、温度变化以及细胞活动而导致背景电导率不断改变^[15],以及在发病或者急诊状态进入治疗的患者往往缺乏健康状态的时间阻抗基线参考数据,都将阻止检测到临床相关变化而耽误治疗诊断^[16-17]。因此,td-EIT仅适用于短期监测。

fd-EIT方法使用多个激励频率同时时刻阻抗数据来反映电导率相应变化^[18]。fd-EIT不仅能够像td-EIT一样有效地消除常见边界几何误差,而且允许在数据收集速度较快情况下消除由身体运动引起的伪影,同时降低逆问题的自由度和病态性,可获得增强的重构图像^[19]。与td-EIT算法相比,fd-EIT算法利用宽频激励信号一次获取多个频率点的瞬时生物电阻抗信息^[20],可准确记录生命时变系统某时刻的瞬时阻抗谱信息,分析生物的频率相关行为^[21-22]。同时,fd-EIT不需要过去时刻阻抗参考,能够解决实际临床环境中胸腔参考阻抗难以获得的限制^[23]。在fd-EIT中使用两个频率之间的加权阻抗差来生成内部电导率分布随频率变化的加权频差电阻抗图像(the weighted fd-EIT, wfd-EIT),使得背景物质的电导率变化被抑制,而目标组织的电导率变化大小被增强^[18]。wfd-EIT在实际临床应用中成为肺部EIT研究的一个重要转变,允许在没有时间变化的情况下重建目标组织,其更能满足医疗急诊救护所需^[23]。

胸腔EIT可视化的实质是解决逆问题,即图像重建。由于未知量(即空间电导率的数量)远多于测量的阻抗数量,导致图像重建成为一个严重的非线性、不适定和病态问题^[24]。传统的图像重建算法^[25]分为非迭代算法(反投影法、敏感矩阵法和正则化法)以及迭代算法(高斯-牛顿算法及改进算法),通过最小化惩罚函数来获得逆问题的近似最优解。然而,传统图像重建方法对正问题建模有着高度依赖性,并且对其他复杂的建模因素(如电极位置、边界形状和接触阻抗)极其敏感^[24],根据线性近似来重建图像所得的空间分辨率很难达到高精度,不能直接应用于具有明显个体差异的医学

可视化任务^[26]。近年来,在计算机视觉领域得到广泛应用的神经网络学习,为解决逆问题的非线性化联系提供了新的思路。神经网络中非线性模式下的特征提取和参数重建可以为EIT提供更好的成像求解方法,避免正问题中的敏感矩阵计算和图像重建逆问题线性化,通常采用反向传播、Hopfield和径向基函数等有效可靠的神经网络建立网络模型。而相比于其他神经网络,径向基函数神经网络(radial basis function neural network, RBFNN)的优势在于对EIT逆问题求解的非线性模型拥有强大的全局逼近能力,可以很好地逼近任意连续函数^[27]。通过边界加权频差阻抗矩阵直接重建肺部wfd-EIT图像,能够满足图像重建的要求。

鉴于RBFNN的上述优势,本文提出基于RBFNN的肺部wfd-EIT方法,用于重建肺部呼吸的多个wfd-EIT帧图像,在保证成像速度基础上进一步提高图像重建质量。首先通过COMSOL和MATLAB联合仿真建立了2 028个数据仿真样本集,分为互不重叠的训练集和测试集。利用训练集训练网络模型,使用测试集验证所提出方法的可行性并比较Tikhonov-Noser和RBFNN方法的准确性。其次,通过所建立胸腔模型中具有不同电学模型的生物组织来模拟肺部图像组织电导率分布,进行16电极wfd-EIT系统成像实验,测量所得数据用于比较Tikhonov-Noser和RBFNN方法的成像准确性。

1 数值分析与方法

1.1 wfd-EIT数学模型

EIT正问题中,根据已知电流和电导率分布计算得到胸腔分布阻抗值。从电磁场理论出发,EIT正演模型从麦克斯韦电磁方程组的一个子集的低频近似和一些混合Dirichlet/Neumann边界条件数学上建立^[28],胸腔边界阻抗测量可表示为以下边值问题:

$$\nabla(\sigma_{x,y}\nabla u_{x,y})=0, (x,y)\in\Omega \quad (1)$$

式中 Ω 表示场域, $\sigma_{x,y}$ 表示场域内部的电导率分布, $u_{x,y}$ 表示场域内电位分布函数。

待测场生物组织可视为离子导体,内部单元电导率 $\sigma_{x,y}$ 和可测参数边界电极间电位 ϕ 的函数关系为:

$$\frac{\sigma_{x,y}\partial\phi}{\partial n}=j_{x,y}, (x,y)\in\partial\Omega \quad (2)$$

式中 $\partial\Omega$ 表示场域边界, n 表示场域 Ω 的外法向单

位向量, j_x, j_y 表示流入场域 Ω 的激励电流密度。

wfd-EIT 测量基于四电极测量策略, 采用相邻电流驱动方法。边界电流激励 I 采用作者前期所优化的等幅值低波峰因数 (CF, 峰值/有效值) 多频正弦 (multisine) 信号^[20], 能够提供更多能量来保障多个频率阻抗测量精度。离散的多频正弦激励信号 $I(n)$:

$$I(n) = \sum_{m=1}^M A_m \sin\left(2\pi \frac{f_m}{f_s} n + \varphi_m\right),$$

$$(n = 0, 1, \dots, N-1) \quad (3)$$

式中 A_m, f_m, φ_m 分别表示 multisine 信号以基波周期 f_0 为 1 kHz 的第 m 次谐波幅值、模拟频率和初相位, m 为正整数。 f_s 为系统采样频率, N 为采样点数。使用 multisine 激励信号在一个基波周期内即可完成各个频率点阻抗矢量 Z 的测量:

$$Z(\sigma) = Z_{j_n}(\sigma) + \varepsilon(\sigma) + e \quad (4)$$

其中 $\varepsilon(\sigma)$ 为背景电导率的变化影响, e 为测量噪声。

采用 wfd-EIT 成像方法, 使用两个频率之间的加权阻抗差来生成内部电导率分布随频率变化的图像, 可避免难以准确获取时间阻抗基线参考数据的问题, 并抑制背景阻抗 $\varepsilon(\sigma)$ 和测量噪声 e 对测量结果影响, 增强肺部通气区域的阻抗变化。由式 (4) 可得在不同频率 (f_1, f_2) 下加权阻抗变化矢量:

$$\Delta Z_{(f_1, f_2)} = Z_{f_2}(\sigma_2) - \alpha \cdot Z_{f_1}(\sigma_1)$$

$$\alpha = \frac{\langle Z_{f_2}(\sigma_2), Z_{f_1}(\sigma_1) \rangle}{\langle Z_{f_1}(\sigma_1), Z_{f_1}(\sigma_1) \rangle}, (f_1 \neq f_2) \quad (5)$$

其中系数 α 为两个不同频率阻抗矢量之间的内积比, $\langle \cdot \rangle$ 为计算内积符号。

wfd-EIT 图像重建的目的是通过给定电流密度, 研究加权频差阻抗数据 ΔZ 对复杂电导率分布变化 $\Delta\sigma$ 的敏感性:

$$\Delta Z_{(f_1, f_2)} \approx \Delta J \sigma_{(f_1, f_2)} \quad (6)$$

其中, J 为灵敏度矩阵。

1.2 径向基网络方法

RBFFNN 是一种性能良好的前馈式神经网络, 其基本结构由输入层、隐含层和预测层组成 (图 1)。其中, 输入层到预测层的非线性变换能够逼近任意非线性函数, 加快学习收敛速度和避免局部极小问题。

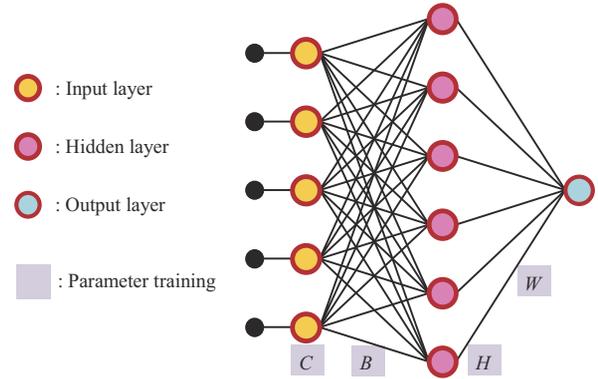


Fig. 1 Network framework of radial basis function neural network

在网络运算结构中, 输入层为加权频差阻抗 $\Delta Z = [\Delta z_1, \Delta z_2, \dots, \Delta z_i]^T$, 隐含层选取高斯函数 $H = [h_1, h_2, \dots, h_j]^T$ 。

$$h_j = \exp\left(\frac{-\|\Delta Z - c_j\|^2}{2b_j^2}\right) \quad (7)$$

其中, $B = [b_1, b_2, \dots, b_j]^T$ 为基宽向量, $C = [c_1, c_2, \dots, c_j]^T$ 为中心向量。假设隐含层到预测层之间的连接权值向量为 $W = [w_1, w_2, \dots, w_j]^T$, 则 RBFFNN 期望输出电导率 $\Delta\sigma_p = [\Delta\sigma_1, \Delta\sigma_2, \dots, \Delta\sigma_i]^T$ 计算为:

$$\Delta\sigma_p = H \cdot W \quad (8)$$

网络结构中的中心向量 C , 基宽向量 B 和权值向量 W 均需要训练学习。

a. 利用 K-Means 聚类算法初始化 i 个聚类中心确定中心向量 C , 可由下式调整中心 c_j :

$$c_j^{i+1} = \begin{cases} c_j^i + \eta(\Delta z_k^i - c_j^i), & j = j(\Delta z_k^i) \\ c_j^i, & j \neq j(\Delta z_k^i) \end{cases} \quad (9)$$

式中: c_j^i 表示第 i 次迭代第 j 个聚类中心, 迭代步长 $\eta \in (0, 1)$ 。

b. 利用 K 最近邻 (K-Nearest Neighbor, KNN) 分类算法确定基宽向量 B , 可由下式调整中心 b_j :

$$b_j = \frac{d_j}{\sqrt{2i}} \quad (10)$$

式中: d_j 为所选聚类中心之间最大距离。

c. 利用粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 优化权值向量 W , 确定粒子群

规模即随机生成粒子群的（速度矩阵 V 和位置矩阵 P ），通过迭代找到最优解。每次迭代，粒子通过跟踪局部极值 $pbest$ 和全局极值来自主更新。位置矩阵 P （权值向量 W ）初始值为： $W = H \cdot \Delta\sigma$ 。

使用均方根误差（root mean square error, RMSE）作为 PSO 的适应度函数，来度量粒子空间位置的优劣。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\Delta\sigma_p - \Delta\sigma_T)^2} \quad (11)$$

式中： $\Delta\sigma_p$ 为期望输出值， $\Delta\sigma_T$ 为训练样本值， N

为训练样本元素总数。

粒子通过自己的经验和同伴中最好的经验来决定下一步的运动，不断更新自身速度 V_{ij} 和位置 P_{ij} ：

$$v_i = \omega \cdot v_i + k_1 \cdot rand() \cdot (pbest_i - x_i) + k_2 \cdot rand() \cdot (gbest_i - x_i) \quad (12)$$

$$p_i = p_i + v_i$$

满足结束条件，停止迭代，粒子群的全局极值 $gbest$ 即是 RBFNN 连接权值的最优解。RBFNN 全局网络流程如图 2 所示。

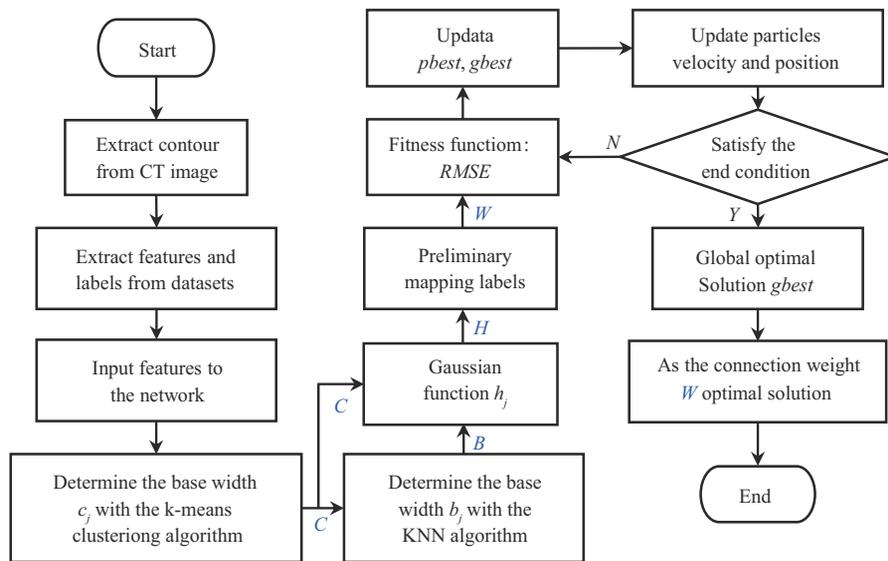


Fig. 2 The parameter learning process of the RBFNN network algorithm

1.3 评价标准

为了比较 EIT 加权频差图像重建质量，使用图像相关系数（image correlation coefficient, ICC）来衡量重建图像和真实模型之间的误差和相似性。计算肺区域比（lung regional ratio, LRR）作为衡量重建图像的形状性能。

图像相关系数 ICC 表示预测重建图像和实际之间的非线性改变，定义为：

$$ICC = \frac{\sum_{i=1}^N (\Delta\sigma_p - \overline{\Delta\sigma_p})(\Delta\sigma_T - \overline{\Delta\sigma_T})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\Delta\sigma_p - \overline{\Delta\sigma_p})^2 \cdot \sum_{i=1}^N (\Delta\sigma_T - \overline{\Delta\sigma_T})^2}} \quad (13)$$

式中： N 为节点数， $\Delta\sigma_p$ 、 $\Delta\sigma_T$ 、 $\overline{\Delta\sigma_p}$ 、 $\overline{\Delta\sigma_T}$ 为实际测试和仿真计算所得的各节点电导率变化值及其平均值。ICC 范围为 $[0, 1]$ ，数值越接近于 1 则重建图像与真实图像误差越小，图像结构更相似，重建方法更精确。

为了对图像形状度量，首先定义 S_{RV} 为目标区域的形状总面积， $S_{\Delta(i)}$ 表示第 i 个剖分网格三角面积， j 为 $S_{\Delta(i)}$ 为节点坐标下标值， S_{GT} 为剖分网格中目标区域面积，其对应关系为： $S_{RV} = \sum S_{GT}(i)$ 。定义电导率变化振幅平均值 $\overline{\Delta\sigma}$ 作为计算 S_{GT} 的阈值， S_{GT} 可计算得：

$$S_{GT}(i) = \begin{cases} \frac{1}{sum} S_{\Delta(i)}, & sum = \sum_{j=1}^3 (\Delta\sigma_{(x_j, y_j)} > \overline{\Delta\sigma}) \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (14)$$

肺区域比 LRR 为截面下肺部通气区域相对于胸腔总区域的占比，定义为：

$$LRR = \frac{S_{RV}}{S_{RV} + S_{SV}} \quad (15)$$

式中： S_{SV} 表示胸部截面除肺部以外区域的面积， S_{RV} 即为肺部通气面积。LRR 代表肺通气区域面积比，可用数值表示肺通气扩张功能状况，实验中所用模型占比最大为 0.383。

2 模型仿真验证

2.1 数据集模型

Gabriel 等^[29] 研究人体组织及器官在 10 Hz~20 GHz 频率范围内的介电特性, 为研究生物阻抗

谱提供重要参考标准。空气电导率恒为 0 S/m, 本文仿真样本中的正常肺组织、肌肉以及其他组织电导率值均来自于该数据库。人体胸腔相关器官组织在部分频率下的电导率和相对介电常数如表 1 所示。

Table 1 Electrical characteristics data of some human tissues

f/kHz	Lung		Muscle		Fat	
	$\sigma/(\text{S}\cdot\text{m}^{-1})$	$\varepsilon/10^3$	$\sigma/(\text{S}\cdot\text{m}^{-1})$	$\varepsilon/10^3$	$\sigma/(\text{S}\cdot\text{m}^{-1})$	$\varepsilon/10^3$
2	0.223 6	151.86	0.329 5	168.02	0.023 1	10.308
11	0.243 9	31.147	0.341 3	23.875	0.023 8	9.582 9
19	0.250 2	18.985	0.344 5	16.02 0	0.024 0	0.487 1
53	0.262 7	8.158 2	0.352 4	9.887 7	0.024 2	0.163 0
101	0.271 7	5.110 2	0.362 0	8.064 8	0.024 4	0.092 1
139	0.276 9	4 128.1	0.370 2	7 294.5	0.024 5	0.071 9
193	0.282 8	3.352 6	0.382 4	6.471 7	0.024 6	0.057 3
269	0.308 3	1.836 2	0.449 3	3.522 4	0.024 8	0.033 9
373	0.320 3	1.486 1	0.476 4	2.607 2	0.024 9	0.030 1

σ : Conductivity; ε : Relative permittivity.

基于胸腔 CT 扫描图片, 提取人体真实胸部轮廓与肺部轮廓组合为二维胸腔肺部模型。为了研究肺部在不同频率下的 EIT 运动, 使用 COMSOL 和 MATLAB 联合仿真, 在研究频域电流场中对生物组织构建不同频率仿真数据集进行有限元网格剖分计算。仿真模拟通过均匀分布在胸腔第 4~5 肋骨间的 16 个电极片采集胸腔表面阻抗数据, 模拟重建

场域内部电导率分布, 使用相邻法测量模式, 激励电流为 3 mA, 测量激励频率分量为 2、3、5、7、11、13、17、19、29、37、53、101、139、193、269、373 kHz。数据集需要包括边界加权阻抗差值矩阵 (参考频率 f_1 统一选择为 2 kHz) 以及相对应的内部节点电导率变化分布矩阵, 输入如图 3 所示的神经网络工作框图进行训练及预测。

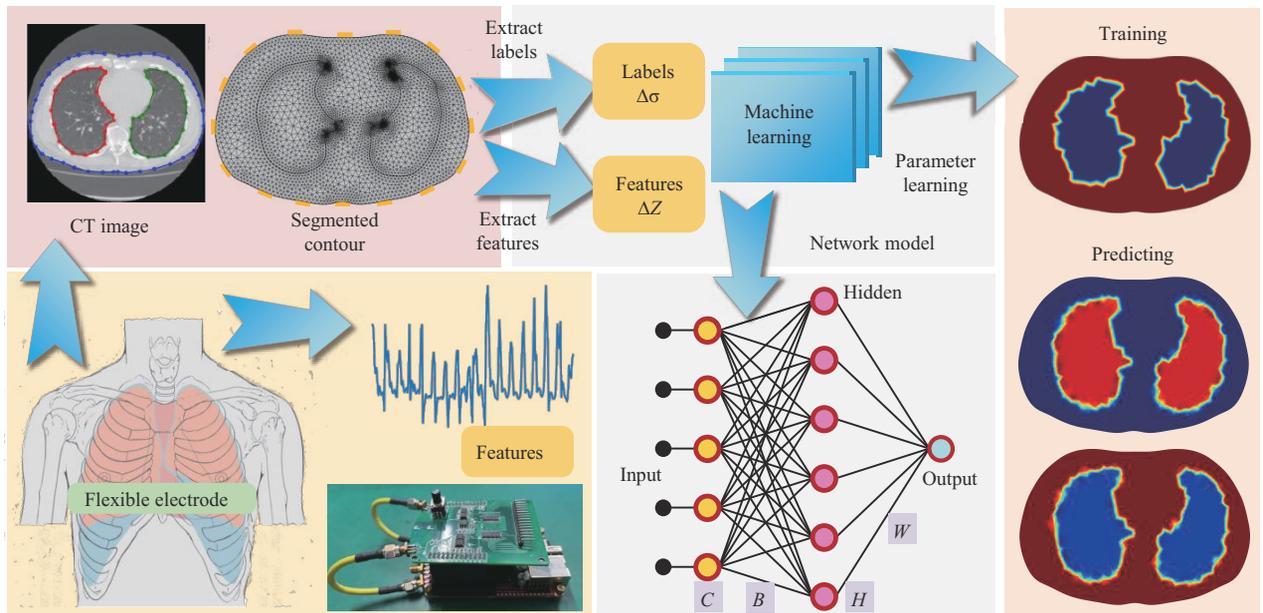


Fig. 3 The mapping model of image reconstruction for wfd-EIT based on RBFNN

图 4 所示为仿真中不同样本的分布情况。按照构造肺部不同通气状态大小目标, 共计进行 2 028

次数值仿真计算, 以获得不同电导率分布在不同频率下的电导率变化和边界阻抗加权变化。其中, 随

机选择 1 800 个数值样本用于训练，剩余 228 个样本用于测试。

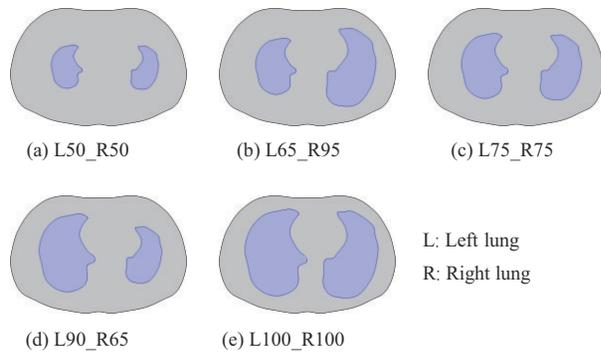


Fig. 4 Partial sample distribution

(a-e) Five different sample models from the dataset.

针对图 4 中所示的每个实验样本仿真得到的数据集都包括 1 304 个电导率分布变化值和相对应 208 个边界阻抗加权变化值，且分别归一化处理到 [0, 1] 的范围。其中边界阻抗加权变化值是在不同频率下测得的阻抗数据进行加权相减所得，用作网络模型特征输入，相对应场域电导率分布变化值作为网络模型标签输出。

2.2 数据仿真结果

本文分别采用 Tikhonov-Noser 和 RBFNN 方法进行加权频差图像重建实验。选取图 4 中测试集样本模型在部分频率下的加权频差阻抗重建图像 (图 5)。表 2 为测试集重建结果图像相关参数 ICC 在不同频率下对应的平均值，并计算当肺部达到最大扩张时所对应的 LRR 参数。

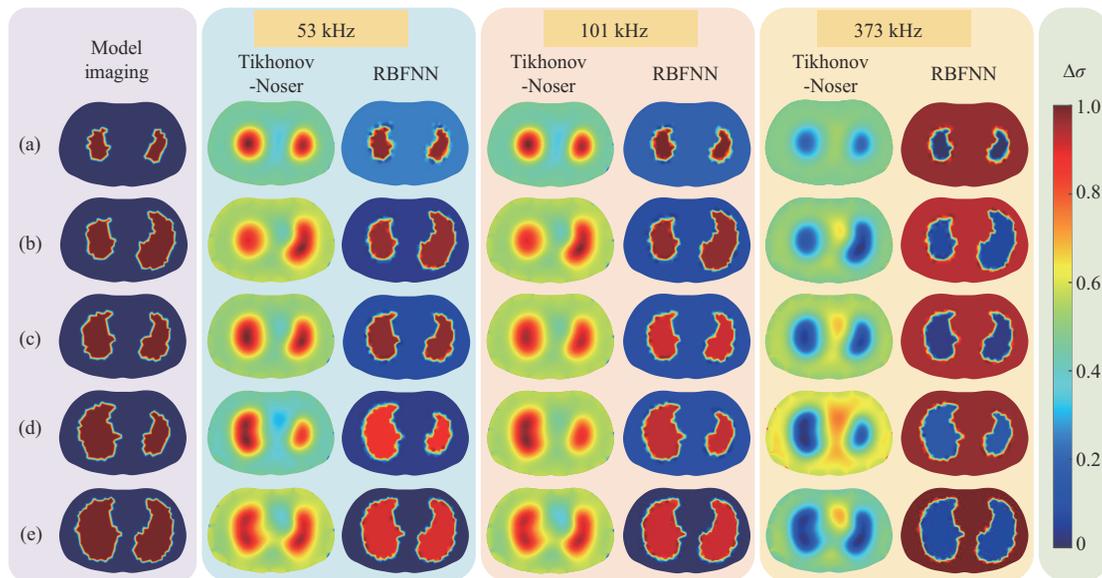


Fig. 5 Reconstructions of lung phantoms from modeling with different methods

(a-e) Five different test samples from the dataset.

Table 2 Average ICC values of reconstructed images at different excitation frequencies and LRR values under maximal ventilation in the test set

f/kHz	Tikhonov-Noser		RBFNN		f/kHz	Tikhonov-Noser		RBFNN	
	ICC	LRR	ICC	LRR		ICC	LRR	ICC	LRR
3	0.677	0.427	0.946	0.376	37	0.685	0.437	0.947	0.375
5	0.678	0.429	0.945	0.378	53	0.686	0.437	0.951	0.377
7	0.679	0.430	0.951	0.378	73	0.687	0.437	0.952	0.378
11	0.681	0.430	0.946	0.376	101	0.688	0.437	0.951	0.371
13	0.682	0.431	0.945	0.376	139	0.689	0.437	0.951	0.381
17	0.682	0.430	0.953	0.387	193	0.691	0.433	0.950	0.378
19	0.683	0.429	0.941	0.373	269	0.572	0.429	0.947	0.377
29	0.684	0.436	0.945	0.376	373	0.571	0.411	0.943	0.376

基于传统的 Tikhonov-Noser 重建方法重构所得图像边缘模糊, 且图像存在伪影 (图 5)。Tikhonov-Noser 重建方法在各个频率下图像 ICC 值均不超过 0.70, LRR 比样本实际占比大。与 Tikhonov-Noser 重建方法相比, 基于 RBFNN 的频差成像方法重影的图像伪影更少, 更加准确地表现出图像轮廓信息。不仅准确反映出不同肺部模型在任意激励下的目标位置, 所得图像具有更好的 ICC (平均达到 0.940 以上)。基于 RBFNN 的 wfd-EIT 不仅能够满足瞬时成像的需求, 并且进一步提高重建图像质量, 更为准确重建得到目标图像的空间位置与大小分布。

3 加权频差成像实验

3.1 系统设备

针对前文所述的检测成像方法, 采用 16 电极 wfd-EIT 系统对待测物进行测量采集, 开发出 wfd-EIT 系统硬件设备实物, 系统各频率点的 SNR 较为均衡, 平均 SNR 为 55.3 dB, 平均标准差为 ± 6.2 dB。图 6a 给出了设备原理图, 包括现场可编程门阵列 (FPGA) 模块、双通道 14 位 125 Msps 的 DAC 与 ADC 模块、模拟前端与电极阵列 (含恒流源、差分放大电路、电极切换电路等) 以及计算机和一个胸腔肺部模型 (长 15.8 cm, 宽 10.0 cm)。胸腔肺部模型是根据仿真中的胸腔肺部轮廓等比例所建立的, 采用 16 个弧形铜质电极, 宽度与之间间隔呈 1:1.5 的比例均匀围绕于模型。

3.2 实验方法

如图 6b, 制作高度 6 cm、内长半轴长 15.80 cm、短半轴长 10.00 cm 的不规则胸腔轮廓用作 wfd-EIT

实验测量几何模型。实验设置模型内溶液电导率为 0.02 S/m, 采用的土豆材料 (按等比例修成形似肺部的生物模型), 电导率范围为: 0.10~0.20 S/m, 含水量 65%~76%。所选取的生物组织的电导率差异比真实胸腔肺部内组织与气体的差异小得多, 用于模拟肺部通气状态, 并对其进行图像重建。

本文利用相位迭代优化的 multisine 合成算法^[30]合成了一种包含 16 个等幅值质数伪对数频谱分布的多频正弦 multisine 激励信号, 其中各个频率分量的归一化幅值均为 0.316 2, 基波周期 f_0 为 1 kHz。拥有较低的波峰因素 (CF, 峰值/有效值) 提供更多的能量注入待测模型, 以获得最大的阻抗测量精度。16 电极的 wfd-EIT 系统采用相邻测量模式, 将一个基波周期的 multisine 信号离散化成 4 096 个点预先存储在 FPGA 的 ROM 中, DAC 在锁相环 (PLL) 控制下顺序读取 ROM 中的波形值生成模拟 multisine 信号, 经过测量前端注入被测生物模型中, 循环对 $(16-3) \times 16$ 个通道在一个基波周期内 (1 ms) 进行单次测量即可完成全频阻抗测量, 得到全频 16 个频率点的阻抗数据 Z_f (16×208)。

wfd-EIT 系统以 2 kHz 激励下的边界阻抗数据作为基础参考数据, 计算得到加权频差阻抗数据 ΔZ_f :

$$\Delta Z_f = Z_f - \frac{\langle Z_f, Z_{2kHz} \rangle}{\langle Z_{2kHz}, Z_{2kHz} \rangle} \cdot Z_{2kHz} \quad (16)$$

其中, f 为激励频率, Z_f 为待测模型在频率为 f 时的阻抗数据。将 ΔZ_f 送入预先训练好参数 B 、 C 、 W 的神经网络框架中计算场内电导率变化分布 $\Delta \sigma_f$:

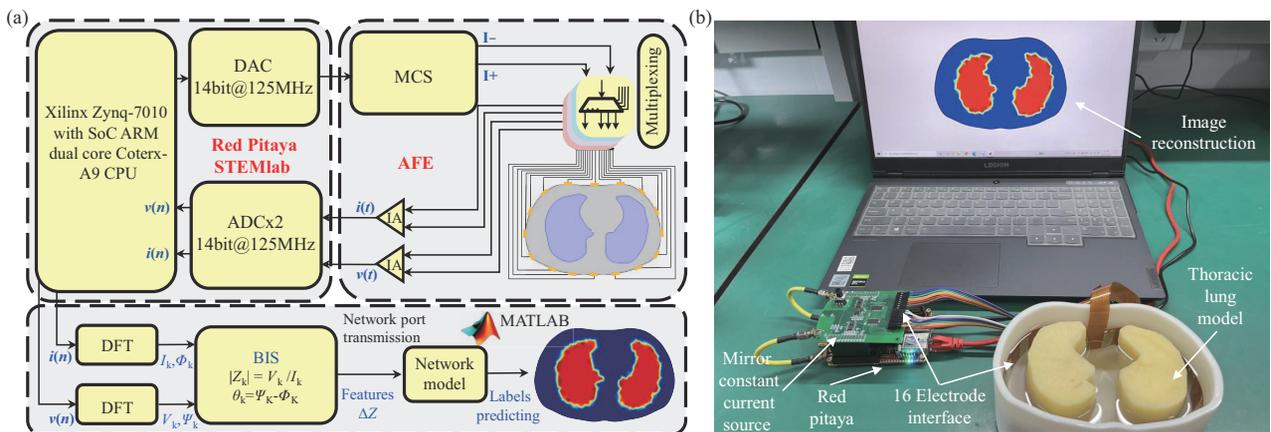


Fig. 6 Experimental equipment hardware system

(a) Image reconstruction principle diagram of wfd-EIT system. (b) Physical system equipment. DAC: digital to analog converter; MCS: mirror constant current source; ADC: analog to digital converter; AFE: analog front-end.

$$\Delta\sigma_f = H(\Delta Z_f, B, C) \cdot W \quad (17)$$

3.3 成像结果

根据仿真结果，wfd-EIT 选择同时刻在 2 kHz 激励下的边界阻抗数据作为基础参考数据，利用式 (16) 与 (17) 计算瞬时时刻的多频加权频差阻抗

重建图像 (图 7)。表 3 为各个频率下图像重建结果与仿真模型相关度 (即式 (12) 表示的图像评价指标 *ICC*)，*ICC* 越接近于 1 则表示成像结果相关度越高，成像质量更佳；肺区域比 *LRR* 则表示重建图像中的肺部通气区域相对于胸腔区域的占比。

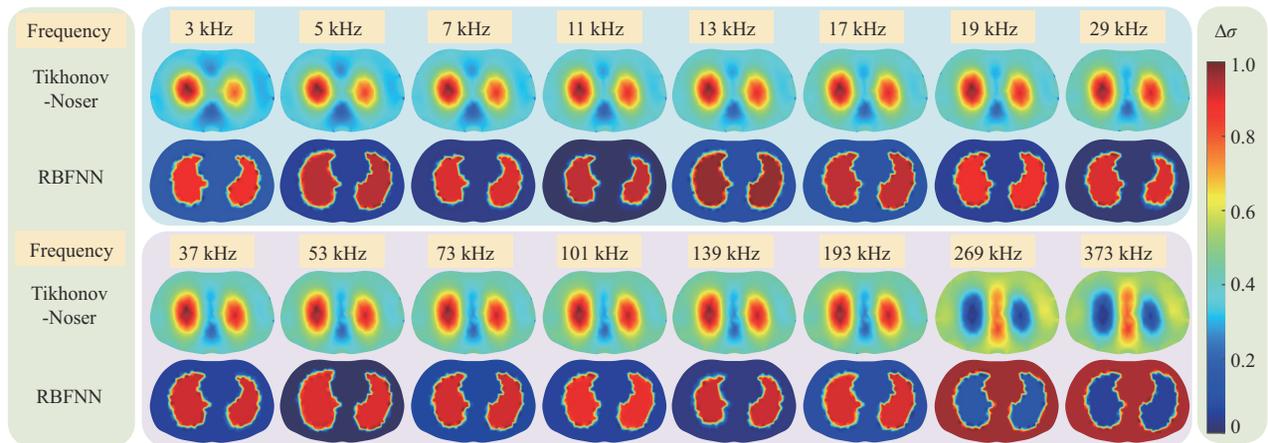


Fig. 7 Experimental reconstruction results of wfd-EIT based on Tikhonov-Noser or RBFNN

Table 3 *ICC* and *LRR* values of experimental reconstructed images

<i>f</i> /kHz	Tikhonov-Noser		RBFNN		<i>f</i> /kHz	Tikhonov-Noser		RBFNN	
	<i>ICC</i>	<i>LRR</i>	<i>ICC</i>	<i>LRR</i>		<i>ICC</i>	<i>LRR</i>	<i>ICC</i>	<i>LRR</i>
3	0.537	0.229	0.813	0.301	37	0.568	0.258	0.851	0.318
5	0.552	0.238	0.909	0.357	53	0.565	0.258	0.922	0.367
7	0.560	0.239	0.826	0.304	73	0.561	0.260	0.862	0.326
11	0.567	0.241	0.801	0.295	101	0.559	0.269	0.862	0.326
13	0.568	0.243	0.897	0.355	139	0.550	0.281	0.784	0.305
17	0.569	0.248	0.868	0.334	193	0.541	0.282	0.873	0.344
19	0.570	0.248	0.880	0.340	269	0.521	0.281	0.873	0.344
29	0.569	0.254	0.814	0.323	373	0.503	0.278	0.891	0.345

对实验所建的胸腔肺部实物模型进行测量，wfd-EIT 成像方法利用多频阻抗谱同步测量实现目标区域的快速可视化，能够快速得到多个频率下的肺部 wfd-EIT 图像 (图 7)。Tikhonov-Noser 方法图像仅能呈现待测物的位置信息，其轮廓边缘模糊，图像依然存在伪影干扰，且拥有较低的 *ICC* 值和 *LRR* 值。而 RBFNN 方法能精确识别到模型中待测物位置轮廓信息，得到更为准确的成像效果。在 53 kHz 时 wfd-EIT 图像呈现最高的 *ICC* 值 (最高可达 0.922)，*LRR* 值为 0.367 最接近仿真模型面积占比。在不同频率下图像重建效果不同，考虑是受基础参考频率选定与实验目标电特性影响，而图像在 193 kHz 和 269 kHz 频率之间成像结果背景与目标颜色发生转变则是因为，在基于 2 kHz 参考频率阻

抗时，胸腔和肺部的阻抗相对变化大小发生了转变。后续考虑改进 multisine 激励信号谐波频率组合，寻找最佳基础频率以呈现更好的成像效果。实验数据测试结果表明，基于 RBFNN 的肺部 wfd-EIT 方法，能够在同一时刻呈现多个频率的阻抗图像，并且有更好的目标边界轮廓重建能力，可定量数据评估肺部通气分布状况。

4 结 论

为了能够对肺部通气状况的 EIT 实时可视化，提高肺部 EIT 图像重建的准确性，本文提出一种基于 RBFNN 的肺部 wfd-EIT 成像方法。依据公开生物电特性数据构建不同频率下的 wfd-EIT 胸腔肺部仿真样本集，研究了该方法的可行性，并通过实验

进行验证。测试集图像重建结果与16电极wfd-EIT系统实验测试结果表明,使用测量所得的阻抗数据作加权差分求解,不仅可以有效消除单次建模误差和系统测量误差的影响,而且有效避免了临床医学中时间阻抗基线参考数据难以准确获取的问题,大幅提高wfd-EIT成像时间分辨率,能够满足对肺部呼吸运动进行实时性检测成像的要求。同时wfd-EIT在瞬时时刻获取不同频率的阻抗图像,显现肺部呼吸时电特性的变化。与Tikhonov-Noser算法相比,基于RBFNN的wfd-EIT算法逼近任意非线性函数的优点,有效提高了网络模型的预测精度(测试集精度平均可达到0.940),进而提高wfd-EIT图像的空间分辨率,具有更好的图像重建效果和轮廓重建能力(实验重建图像精度高达0.922)。

在未来的研究中,将所提出的成像方法用作对肺部呼吸运动实时成像的监测,无创地测量胸部阻抗,以提供通气分布的实时成像。基于这些优势,wfd-EIT方法针对呼吸疾病患者实时监测有着重要意义。

参 考 文 献

- [1] Baidillah M R, Iman A-a S, Sun Y, *et al.* Electrical impedance spectro-tomography (EIST) based on dielectric relaxation model. *IEEE Sens J*, 2017, **17**(24): 8251-8262
- [2] Tomicic V, Cornejo R. Lung monitoring with electrical impedance tomography: technical considerations and clinical applications. *J Thorac Dis*, 2019, **11**(7): 3122-3135
- [3] Shi Y, Yang Z, Xie F, *et al.* The research progress of electrical impedance tomography for lung monitoring. *Front Bioeng Biotechnol*, 2021, **9**: 726652
- [4] 孙博, Sejati PA, 姚佳烽. 运动训练对人类小腿肌肉生理响应的电学特性研究. *生物化学与生物物理进展*, 2023, **50**(3): 595-605
Sun B, Sejati PA, Yao J F. *Prog Biochem Biophys*, 2023, **50**(3): 595-605
- [5] Zhang K, Guo R, Li M, *et al.* Supervised descent learning for thoracic electrical impedance tomography. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2021, **68**(4): 1360-1369
- [6] Nascimento M S, Alcalá G C, Guzman A I A, *et al.* Electrical impedance tomography in pediatric patients with COVID-19, the first reports. *BMC Pulm Med*, 2021, **21**(1): 357
- [7] Turco G E, Moura F S, Camargo E D L B. Estimation of alveolar recruitment potential using electrical impedance tomography based on an exponential model of the pressure-volume curve// Teodiano F B F, Eliete Maria D O C, Anselmo F N. *The IFMBE Proceedings Book Series*: 83. Cham: Springer, 2022: 1949-1952
- [8] Costa E L, Chaves C N, Gomes S, *et al.* Real-time detection of pneumothorax using electrical impedance tomography. *Crit Care Med*, 2008, **36**(4): 1230-1238
- [9] Bai X, Liu D, Wei J, *et al.* Simultaneous imaging of bio- and non-conductive targets by combining frequency and time difference imaging methods in electrical impedance tomography. *Biosensors*, 2021, **11**(6): 176
- [10] Leonhardt S, Lachmann B. Electrical impedance tomography: the holy grail of ventilation and perfusion monitoring?. *Intensive Care Med*, 2012, **38**(12): 1917-1929
- [11] Wu Y, Chen B, Liu K, *et al.* Shape reconstruction with multiphase conductivity for electrical impedance tomography using improved convolutional neural network method. *IEEE Sens J*, 2021, **21**(7): 9277-9287
- [12] Khan S, Manwaring P, Borsic A, *et al.* FPGA-based voltage and current dual drive system for high frame rate electrical impedance tomography. *IEEE Trans Med Imaging*, 2015, **34**(4): 888-901
- [13] Alberti G S, Ammari H, Jin B, *et al.* The linearized inverse problem in multifrequency electrical impedance tomography. *SIAM J Imaging Sci*, 2016, **9**(4): 1525-1551
- [14] Liu D, Kolehmainen V, Siltanen S, *et al.* Nonlinear difference imaging approach to three-dimensional electrical impedance tomography in the presence of geometric modeling errors. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2016, **63**(9): 1956-1965
- [15] Wu H, Yang Y, Bagnaninchi P-O, *et al.* Calibrated frequency-difference electrical impedance tomography for 3D tissue culture monitoring. *IEEE Sens J*, 2019, **19**(18): 7813-7821
- [16] Hahn G, Just A, Dudykevych T, *et al.* Imaging pathologic pulmonary air and fluid accumulation by functional and absolute EIT. *Physiol Meas*, 2006, **27**(5): S187-198
- [17] Goren N, Avery J, Dowrick T, *et al.* Multi-frequency electrical impedance tomography and neuroimaging data in stroke patients. *Sci Data*, 2018, **5**(1): 180112
- [18] Liu S, Huang Y, Wu H, *et al.* Efficient multitask structure-aware sparse Bayesian learning for frequency-difference electrical impedance tomography. *IEEE Trans Industr Inform*, 2021, **17**(1): 463-472
- [19] Cao L, Li H, Xu C, *et al.* A novel time-difference electrical impedance tomography algorithm using multi-frequency information. *Biomed Eng Online*, 2019, **18**(1): 1-23
- [20] 杨宇祥, 白世展, 林海军, 等. 基于 multisine 激励与整周期采样的多频电阻抗成像系统设计. *物理学报*, 2022, **71**(5): 372-381
Yang Y X, Bai S Z, Lin H J, *et al.* *Acta Phys Sin*, 2022, **71**(5): 372-381
- [21] Tan C, Liu S, Jia J, *et al.* A wideband electrical impedance tomography system based on sensitive bioimpedance spectrum bandwidth. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2020, **69**(1): 144-154
- [22] 姚佳烽, 万建芬, 杨璐, 等. 基于生物阻抗谱的细胞电学特性研究. *物理学报*, 2020, **69**(16): 90-97
Yao J F, Wan J F, Yang L, *et al.* *Acta Phys Sin*, 2020, **69**(16): 90-97
- [23] Brazey B, Haddab Y, Zemiti N. Robust imaging using electrical impedance tomography: review of current tools. *Proc R Soc A*, 2022, **478**(2258): 20210713
- [24] Cui Z, Wang Q, Xue Q, *et al.* A review on image reconstruction

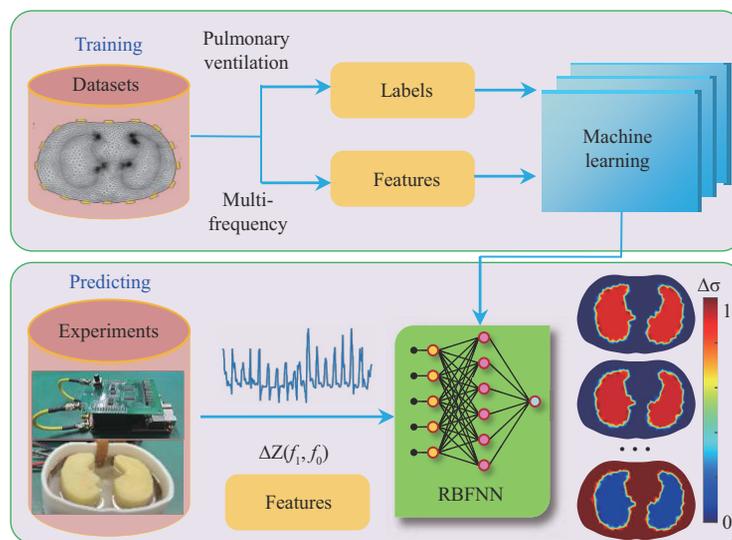
- algorithms for electrical capacitance/resistance tomography. *Sens Rev*, 2016, **36**(4): 429-445
- [25] Liu K, Wu Y, Wang S, *et al.* Artificial sensitive skin for robotics based on electrical impedance tomography. *Adv Intell Syst*, 2020, **2**(4): 1900161
- [26] Murphy E K, Mueller J L. Effect of domain shape modeling and measurement errors on the 2-D D-bar method for EIT. *IEEE Trans Med Imaging*, 2009, **28**(10): 1576-1584
- [27] Wang H, Liu K, Wu Y, *et al.* Image reconstruction for electrical impedance tomography using radial basis function neural network based on hybrid particle swarm optimization algorithm. *IEEE Sens J*, 2021, **21**(2): 1926-1934
- [28] Somersalo E, Cheney M, Isaacson D. Existence and uniqueness for electrode models for electric current computed tomography. *SIAM J Appl Math*, 1992, **52**(4): 1023-1040
- [29] Gabriel S, Lau R, Gabriel C. The dielectric properties of biological tissues: II. measurements in the frequency range 10 Hz to 20 GHz. *Phys Med Biol*, 1996, **41**(11): 2251-2269
- [30] Yang Y, Zhang F, Tao K, *et al.* An improved crest factor minimization algorithm to synthesize multisines with arbitrary spectrum. *Physiol Meas*, 2015, **36**(5): 895-910

Weighted Frequency–difference Electrical Impedance Tomography of Lung Based on RBFNN*

BAI Shi-Zhan, LI Wen-Sheng, LIN Hai-Jun, LI Jian-Min, ZHANG Fu**, YANG Yu-Xiang**

(College of Engineering and Design, Hunan Normal University, Changsha 410081, China)

Graphical Abstract



Abstract Objective It is an urgent need for patients with mechanical ventilation and clinicians to monitor the process of pulmonary ventilation with real-time continuous images at the bedside. Electrical impedance imaging (EIT) of the lung can reflect the distribution of changes in the electrical characteristics of the chest caused by breathing, which has a natural advantage in the monitoring of pulmonary ventilation. The purpose of this paper is to establish a radial basis function neural network (RBFNN) based weighted frequency-difference EIT (wfd-EIT) method to achieve high spatial resolution imaging of pulmonary ventilation. **Methods** The wfd-EIT method was used to describe the conductivity distribution of the thoracic cavity in real time, and then the target region was visualized and its boundary information was accurately identified by the RBFNN. Firstly, through numerical analysis and simulation, 2 028 simulation samples were established by COMSOL and MATLAB software at each

* This work was supported by grants from The National Natural Science Foundation of China (32201134,32171366,31671002), the Natural Science Foundation of Hunan Province (2021JJ30014, 2021JJ40359), and Hunan Provincial Innovation Foundation for Postgraduate (CX20210494).

** Corresponding author.

ZHANG Fu. Tel: 86-13507489016, E-mail: fuzhang@hunnu.edu.cn

YANG Yu-Xiang. Tel: 86-16674224725, E-mail: yuxiang.yang@hunnu.edu.cn

Received: July 19, 2022 Accepted: September 15, 2022

excitation frequency, which were divided into training set and test set to verify the feasibility and effectiveness of the proposed imaging method. Secondly, in order to verify the simulation results, a lung physical model was established. Biological tissues with low conductance characteristics were selected to simulate the ventilation area of the lung, and the imaging experiment was conducted on it. The quantitative data of image correlation coefficient (*ICC*) and lung region ratio (*LRR*) were used to measure the accuracy of the imaging method.

Results The wfd-EIT method can reconstruct the image at any time and accurately reflect the electrical characteristics distribution of the target region. The algorithm based on RBFNN can enhance the imaging accuracy of the target region with *ICC* reaching over 0.94, which can better highlight the boundary contour information. **Conclusion** The wfd-EIT imaging method utilizes the simultaneous measurement of multi-frequency impedance spectra to realize rapid visualization of the target area, and combines the advantages of the RBFNN in approximating arbitrary non-linear functions to achieve accurate identification of the electrical characteristics changes in the target area, which lays theoretical and technical foundations for EIT image monitoring of clinical pulmonary ventilation in the next step.

Key words electrical impedance tomography (EIT), the weighted frequency difference EIT (wfd-EIT), radial basis function neural network (RBFNN), pulmonary ventilation monitoring

DOI: 10.16476/j.pibb.2022.0330