

## 基于生物阻抗谱成像的生物组织检测方法

尹鸿润 叶明 吴阳 刘凯 潘化平 姚佳烽

## Biological tissue detection based on electrical impedance spectroscopic tomography

Yin Hong-Run Ye Ming Wu Yang Liu Kai Pan Hua-Ping Yao Jia-Feng

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 71, 048706 (2022) DOI: 10.7498/aps.71.20211600

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.71.20211600>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 基于生物阻抗谱的舌体肿瘤组织识别方法

Tongue tumor tissue recognition based on bioelectrical impedance spectroscopy

物理学报. 2021, 70(15): 158704 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20210297>

#### 基于生物阻抗谱的细胞电学特性研究

Electrical characteristics of cells with electrical impedance spectroscopy

物理学报. 2020, 69(16): 163301 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20200601>

#### 利用光谱和质谱成像技术实现指纹痕量检测

Application of hyperspectral imaging and mass spectrometry imaging technique to fingerprint visualization and trace analysis

物理学报. 2019, 68(6): 068701 <https://doi.org/10.7498/aps.68.20190174>

#### 多光子成像技术的生物医学应用新进展

New advances in biomedical applications of multiphoton imaging technology

物理学报. 2020, 69(22): 228702 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20201039>

#### 大孔径空间外差干涉光谱成像技术多谱段成像仿真

Simulation of multiband imaging technology of large aperture spatial heterodyne imaging spectroscopy

物理学报. 2018, 67(23): 234205 <https://doi.org/10.7498/aps.67.20180943>

#### 基于变分模态分解与多尺度排列熵的生物组织变性识别

Recognition of denatured biological tissue based on variational mode decomposition and multi-scale permutation entropy

物理学报. 2019, 68(2): 028702 <https://doi.org/10.7498/aps.68.20181772>

# 基于生物阻抗谱成像的生物组织检测方法\*

尹鸿润<sup>1)</sup> 叶明<sup>1)†</sup> 吴阳<sup>1)</sup> 刘凯<sup>1)</sup> 潘化平<sup>2)</sup> 姚佳烽<sup>1)3)</sup>

1) (南京航空航天大学机电学院, 南京 210016)

2) (南京医科大学附属江宁医院, 南京 211100)

3) (南京市江宁医院, 医工融合联合实验室, 南京 211100)

(2021 年 8 月 30 日收到; 2021 年 9 月 28 日收到修改稿)

基于电阻抗成像技术和生物阻抗谱技术, 提出一种面向生物组织检测的生物阻抗谱成像方法. 该方法将目标区域可视化并精准识别目标种类, 可用于肺癌早期检测, 协助临床医生对早期肺癌进行精准检测, 提高早期肺癌的治愈率. 本文通过数值仿真的方法验证生物阻抗谱成像方法在肺癌早期检测中的可行性和有效性, 仿真结果表明: 1) 生物阻抗谱成像方法可以实现早期肺癌区域的可视化, 并精确判别出早期肺癌种类; 2) 生物阻抗谱成像方法中阻抗谱的最佳采集模式是 4 次循环采集, 最佳分类器是 Linear-SVM, 5 折交叉验证的平均分类准确率可以达到 99.9%. 为了验证仿真结果, 本文选取 3 种具有不同电学特性的生物组织模拟癌变区域进行了检测. 实验结果表明该方法可以对生物组织区域可视化, 并判别出生物组织的种类. 该方法可以兼顾电阻抗成像和生物阻抗谱方法的优点, 有望用于肺癌早期检测.

**关键词:** 生物阻抗谱成像, 生物阻抗谱, 电阻抗成像, 肺癌早期检测

**PACS:** 87.85.Ox, 07.50.Qx, 87.19.R-, 87.19.xj

**DOI:** 10.7498/aps.71.20211600

## 1 引言

肺癌是对人类健康和生命威胁最大的恶性肿瘤之一, 也是发病率、死亡率最高的一种. 据统计, 肺癌 5 年生存率为 13%—15%, 早期肺癌的治愈率可达 60%—70%, 少数可达 80% 以上, 但早期诊断率仅 15%<sup>[1–3]</sup>. 肺癌按组织形态分类, 可以分为肺鳞癌、肺腺癌和小细胞癌, 针对不同的肺癌, 临床上会采取相应的治疗方法. 如何能精确地检测早期肺癌的发病位置及肺癌种类是提升临床治愈率的关键. 目前临床上肺癌检测技术主要有 X 射线、计算机断层扫描 (CT)、磁共振成像 (MRI) 等. 这些方法都是结构性成像方法, 但在肺癌早期, 人体呼

吸系统往往只出现功能应变化, 而器官结构并无明显变化<sup>[4]</sup>, 这些方法很难将早期癌变区域可视化.

生物电阻抗测量是一种利用生物组织与器官的电特性及其变化规律来分辨生物体是否病变的技术, 其中, 电阻抗成像 (electrical impedance tomography, EIT) 和生物阻抗谱 (biological impedance spectroscopy, BIS) 是目前应用最广泛的两种生物阻抗检测方法. EIT 技术<sup>[5,6]</sup>是向生物体注入安全的驱动电流, 通过测量生物体体表的响应信息, 重建生物体内部的电导率变化图像, 已经广泛应用于肺功能检测领域中. 如 Victorino 等<sup>[7]</sup>通过 EIT 方法监测患者肺部空气量的分布情况, 有效地减少了由呼吸机引发的局部肺通气不平衡等病症. 孙等<sup>[8]</sup>提出了一种基于结构、电导率先验

\* 国家自然科学基金 (批准号: 62071224)、江苏省重点研发计划 (社会发展)(批准号: BE2021618)、精密测试及仪器国家重点实验室开放基金 (批准号: pilab2107)、江苏大学临床医学科技发展基金 (批准号: JLY2021156) 和南京医科大学科技发展基金 (批准号: NMUB2020164) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: yeming5@nuaa.edu.cn

信息的 Tikhonov 正则化方法, 提高了 EIT 技术的空间分辨率, 精确地识别出了肺癌组织的位置、大小, 但无法识别早期肺癌的种类信息. 高等<sup>[9]</sup>提出了一种通过 EIT 采集信息来判断患者是否患有肺癌的方法, 但该方法的识别准确率较低. 近年来, 智能算法的研究成为了 EIT 重建算法的一个研究热点, 如叶明等<sup>[10]</sup>提出了一种基于 U<sup>2</sup>-Net 模型的电阻抗成像方法, 该方法可以获得更高的空间分辨率, 且具有良好的鲁棒性. Wu 等<sup>[11]</sup>提出了一种改进的 CNN 方法, 并将该方法用于肺部 EIT 电导率重建. 相比于其他算法, 该算法具有更高的空间分辨率, 将有望应用于临床肺功能成像. BIS 技术是向生物体注入安全的多频激励电流, 以扫频方式采集生物组织不同频率下的阻抗信息, 通过提取阻抗中有效的电学参数来定量分析生物组织的电学特性<sup>[12,13]</sup>, 已经广泛应用于生物组织检测的技术. 如 Lu 等<sup>[14]</sup>通过研究不同频率下离体组织电特性, 发现组织电阻抗实部和虚部具有不同且丰富的生理病理信息. Mahdavi 等<sup>[15]</sup>通过扫描和分析从乳腺癌手术中切割下来的新鲜组织的阻抗信息, 提出了一种新的乳腺病变病理评分的电学模型. Li 等<sup>[16]</sup>通过分析手术中人体肺组织阻抗谱实时测量数据, 发现患肺癌后肺部电导率将明显高于正常肺, 且不同肺癌电导率有所差异, 这为 BIS 的肺癌分类奠定了基础. Chen 和 Zhao<sup>[17]</sup>采用 BIS 和模式识别的方法实现了对癌变肺组织与正常肺组织的识别, 并得到了较好的结果. 综上, EIT 技术的优势在于对目标区域的可视化, 进而识别出目标区域的位置、形状、大小等信息; 而 BIS 技术的优势在于对目标区域具体类别的判断.

目前大多数学者普遍采用单一的 EIT 技术或单一的 BIS 技术对早期肺癌进行检测, 由于两种技术自身存在的局限性, 单一检测方法很难同时将癌变区域可视化并精准识别出癌变的种类. 因此, 本研究在 EIT 技术与 BIS 技术的基础上提出了生物阻抗谱成像 (biological impedance spectroscopic tomography, BIST) 方法, 并通过数值仿真的方法在肺癌模型上对 BIST 方法的可行性和最优阻抗谱采集方式进行研究. 根据仿真获得的最佳 BIST 阻抗谱采集方式, 在水槽模型中采用 3 种具有不同电学特性的生物组织模拟不同肺癌组织进行了实验验证. 仿真和实验结果表明 BIST 方法同时具有 EIT 技术与 BIS 技术的优势, 可以对目标区域进

行可视化, 并精准识别出目标区域的种类信息, 有望用于肺癌早期检测.

## 2 数值分析方法与仿真

### 2.1 肺癌早期检测的生物阻抗谱成像方法

EIT 技术<sup>[5,6]</sup>是一种新型医学功能性成像方法, 旨在通过表面电学测量来估计人体内部的电导率分布. 在肺功能成像领域已经得到了广泛应用, 该技术是通过均匀分布在第 4 和第 5 肋骨间的 16 个电极片采集胸腔边界电压数据, 经过一定的图像重构算法就可以得到胸腔内部的电导率分布图像. 该技术可以获得病变区域的位置、形状、大小等信息, 但难以对病变区域进行定性分析. BIS 技术<sup>[12,13]</sup>是一种利用生物组织的电阻抗特性提取相应病理信息的检测技术, 可通过贴在人体表面的电极采集人体的局部阻抗谱信息, 再根据人体局部组织在不同频率下反映出的阻抗特性, 提取生理特性. 由于生物阻抗谱的过程信息比较丰富, 该技术可以用于生物组织的种类检测, 但很难对检测对象进行可视化处理.

本研究结合了 EIT 与 BIS 优点, 提出了 BIST 方法, 图 1 是早期肺癌的 BIST 检测原理图. 首先, BIST 方法通过均匀分布在第 4 和第 5 肋骨间的 16 个电极采集 EIT 边界电压数据, 并重建出电导率分布图, 根据电导率分布图可以获得肺癌的位置、大小、形状等具体信息; 其次, 采用 16 个电极中选定的部分电极采集阻抗谱, 通过对阻抗谱分析, 可以获得癌变区域的类别信息; 最后, 通过整合电导率分布图像与阻抗谱中得到的信息, 就将早期肺癌的位置、大小、形状、种类等信息呈现在最终图像中, 完成肺癌早期检测.

### 2.2 肺癌电学模型搭建

为研究 BIST 方法在肺癌检测中的可行性以及 BIST 方法的最佳阻抗谱数据采集方式, 根据肺癌分布的临床经验建立了肺癌的仿真电学模型. 根据临床研究, 肺癌主要分为肺鳞癌、肺腺癌、小细胞癌 3 种, 且一个患者同时患有两种肺癌的可能性极低. 为了简化模型, 本文只考虑在多个区域患同一种肺癌的情况. 心脏的介电特性与肺组织、肺癌组织均不同<sup>[18]</sup>, 且该区域在胸腔中占较大比例, 因此, 在电阻抗成像和阻抗谱分类过程中, 都需要考

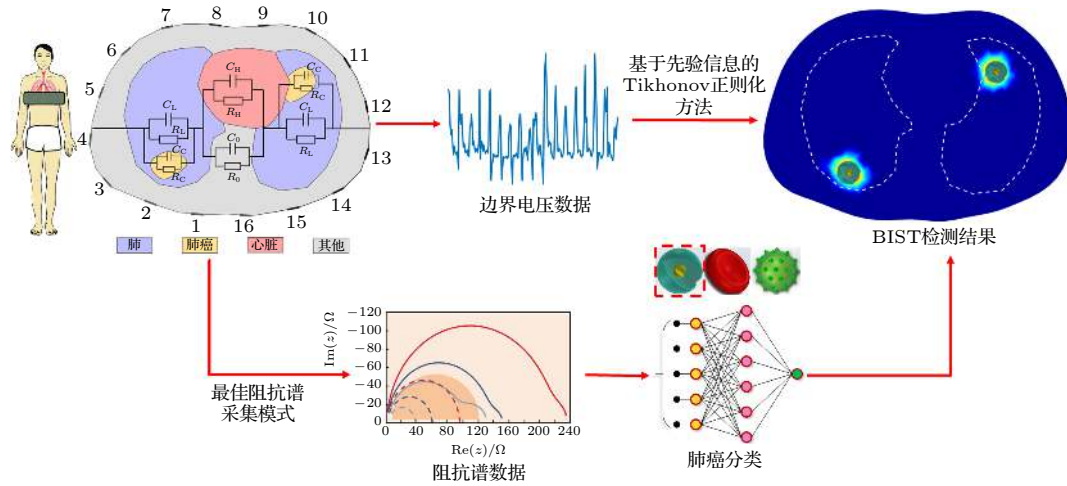


图1 BIST肺癌检测原理图

Fig. 1. Principles of BIST Lung Cancer Detection.

表1 相关生物组织电学参数

Table 1. Electrical parameters of the related biological tissue.

频率 $f/\text{kHz}$		1	10	200	400	4000
心脏	电导率 $\sigma/(\text{S}\cdot\text{m}^{-1})$	0.1036	0.1542	0.2382	0.2685	0.4324
	相对介电常数 $\varepsilon/10^3$	352.9	70.05	6.001	3.788	0.594
肺	电导率 $\sigma/(\text{S}\cdot\text{m}^{-1})$	0.2157	0.2429	0.2835	0.3000	0.3983
	相对介电常数 $\varepsilon/10^3$	252.1	34.04	3.280	2.161	0.3613
其它	电导率 $\sigma/(\text{S}\cdot\text{m}^{-1})$	0.2216	0.2352	0.2642	0.2935	0.3960
	相对介电常数 $\varepsilon/10^3$	298.0	17.63	4.271	2.906	0.2630

考虑该区域对 BIST 结果带来的影响. 本文在前人研究<sup>[19]</sup>的基础上建立了如图 1(a) 所示的胸腔横截面模型, 该模型分别由心脏、左肺、右肺、两个肺癌组织以及其他组织组成, 这些区域均可根据各组织的介电特性、形状以及尺寸等效成不同大小电阻、电容的并联电路; 在胸腔轮廓外侧均匀分布 16 个电极片, 用于对胸腔模型进行 BIST 检测. 为保证癌变区域的位置、大小、形状的随机性, 本文在左、右肺内采用两条随机位置、随机大小、随机形状 B 样条曲线来模拟癌变区域的分布.

Gabriel 等<sup>[18]</sup>研究了人体组织及器官在 10 Hz—20 GHz 频率范围内的介电特性, 根据测量数据建立阻抗谱分析模型和数据库网站, 成为研究生物阻抗谱的重要参考标准. 本文的仿真模型中的心脏、正常肺组织、以及其他组织区域的电导率均来自该数据库. 表 1 列出了部分频率下人体胸腔相关组织的电导率和相对介电常数. 根据相关研究<sup>[9]</sup>, 肺癌组织的电导率、相对介电常数均大于正常肺组织, 且不同类型肺癌组织也有不同的电学特征, 肺鳞癌、肺腺癌、小细胞癌的电导率分别是正常肺组织

的 1.4—1.6 倍、1.8—2.0 倍、2.8—3.0 倍, 相对介电常数分别是正常肺组织的 1.3—1.5 倍、1.7—1.9 倍、2.3—2.5 倍.

对于不同电学特性的目标物, 目标物位置、形状、大小等因素也会对阻抗谱数据造成影响, 出现较严重的重叠现象<sup>[20]</sup>, 从而对最终分类结果产生负面影响. 为了尽可能地消除肺癌位置对分类结果的影响, 本文在采集 BIST 阻抗谱数据时采用了循环采集的方式, 并且在阻抗谱数据分类时采用了模式识别的方法. 常用的 BIS 阻抗谱采集方式有相邻电极循环采集 (电极 1 和电极 2、电极 2 和电极 3、...、电极 16 和电极 1, 共计循环采集 16 次阻抗谱数据)、相隔 1 个电极循环采集 (电极 1 和电极 3、电极 3 和电极 5、...、电极 15 和电极 1, 共计循环采集 8 次阻抗谱数据) 以及相隔 3 个电极循环采集 (电极 4 和电极 8、电极 8 和电极 12、...、电极 16 和电极 4, 共计循环采集 4 次阻抗谱数据). 本文将通过仿真对以上 3 种阻抗谱采集方式进行对比, 并选取最佳的采集方式用于实验验证.

### 3 实验设备与方法

#### 3.1 实验设备

图2给出了BIST设备原理图, 仪器设备包括阻抗分析仪 (IM3570)、数据采集系统 (Keysight 34980A)、矩阵开关模块 (34933A)、信号发生器 (DG1032)、计算机和一个水槽模型. 水槽模型是根据仿真模型中的胸腔轮廓形状建立的, 测量电极

由16个均匀分布的电极片组成, 面积为  $A = 8 \text{ mm} \times 30 \text{ mm}$ . 首先, 水槽模型通过矩阵开关连接到数据采集系统和信号发生器上, 用于采集水槽边界电压数据. 数据采集系统在完成采集后, 将测量数据传输给上位机, 进行后续处理并完成成像. 其次, 水槽模型通过矩阵开关连接到阻抗分析仪上, 用于循环采集阻抗谱信息. 阻抗分析仪采集到探头发出的信号后, 将测量数据传输给上位机, 进行后续处理并完成分类.

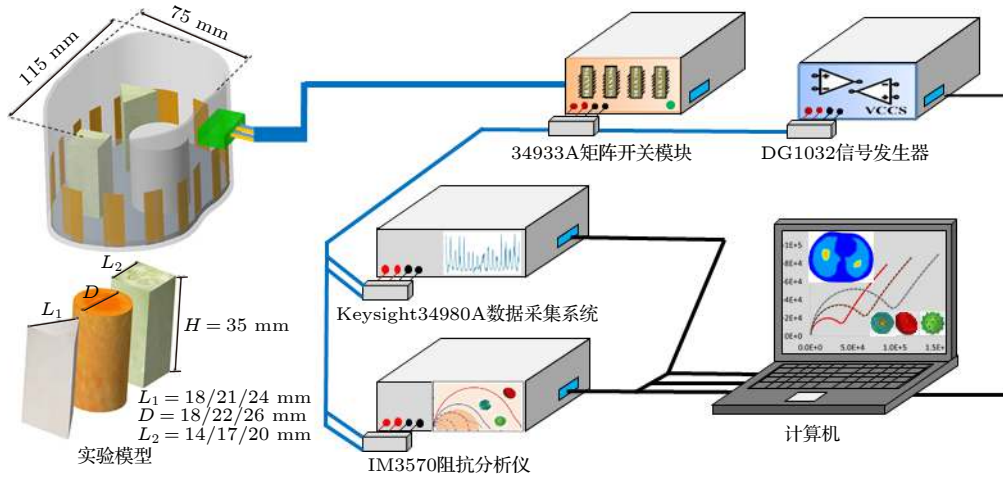


图2 实验设备

Fig. 2. Experimental set-up.

#### 3.2 实验方法

本实验采用3种具有不同电学特征的生物组织来模拟肺癌区域, 用树脂模拟心脏区域进行实验验证. 生物组织被分为3组: 1) 生物组织 I: 黄瓜 ( $\sigma = 1.8 \sim 1.9 \text{ S/m}$ ); 2) 生物组织 II: 山药 ( $\sigma = 1.6 \sim 1.7 \text{ S/m}$ ); 3) 生物组织 III: 胡萝卜 ( $\sigma = 2.3 \sim 2.4 \text{ S/m}$ ). 根据前人研究, 肺鳞癌、肺腺癌和小细胞癌之间电导率的差异为 26.7% 与 55.6%<sup>[9]</sup>, 而生物组织 II、生物组织 I 和生物组织 III 之间电导率的差异仅为 12.5% 与 27.8%, 实验选取的生物组织的电导率差异比真实肺癌组织小得多, 将给分类工作带来更大挑战. 因此, 若 BIST 方法能将 3 种生物组织可视化并分类, 则该方法同样可以用于肺癌的可视化及分类.

生物组织 I、生物组织 II 和生物组织 III 3 组均处理成正三棱柱、正四棱柱和圆柱体 3 种形状, 每种形状均设置有 3 种尺寸, 如图2中实验模型所示, 每组共计获得  $3 \times 3 = 9$  个实验模型. 为模拟心脏对电阻抗检测的影响, 在水槽模型中引入了一个

直径 30 mm、高 35 mm 的树脂材料的圆柱体, 并将其放在一个固定位置, 如图3(b)所示. 每次实验将选取生物组织 I、生物组织 II、生物组织 III 中的一组作为实验对象, 从该组的 9 个实验模型中任选两个模型随机放入水槽模型中作为肺癌实验模型. 为了降低采集过程中的接触阻抗, 本实验的柔性电极采用沉金工艺制成, 并且每次实验前均用酒精擦拭以保证电极表面洁净. 在实验过程中, 先通过 Keysight 34980 A 与 34933 A 采集实验模型的边界电压数据, 再通过仿真确定的最佳采集模式采集阻抗谱, 最后对获得数据进行处理, 获得 BIST 检测结果.

### 4 结果

#### 4.1 数值仿真结果

采用一种改进的 Tikhonov 正则化方法<sup>[8]</sup>来实现 EIT 成像, 该算法通过引入肺模型的结构和电导率等先验信息, 可以有效地提高 EIT 成像的空间分辨率. 图3(a)给出了 BIST 仿真结果, 图中

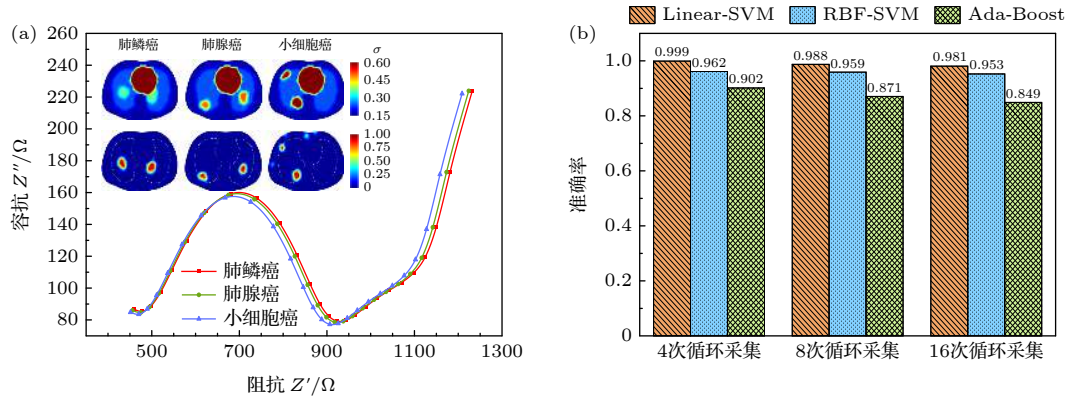


图3 BIST 仿真结果 (a) 肺癌 Nyquist 图; (b) 模式识别分类准确率

Fig. 3. BIST simulation results: (a) Nyquist diagram of lung cancer; (b) pattern recognition classification accuracy.

上半部分给出了3种肺癌的EIT成像结果,上边一行给出了3个肺癌模型的真实电导率分布图,下边一行给出了对应的电导率重建结果,红色代表癌变发生的区域,该区域是成像的感兴趣区域,蓝色为其他区域;图中下半部分是3个肺癌模型在电极16和电极4处采集的阻抗谱绘制的Nyquist图.从成像结果可以看出,基于先验信息的Tikhonov正则化算法可以很好地重建出肺癌组织的位置、形状信息;从Nyquist图可以看出,由于癌变区域位置、形状等因素的影响,在部分频段上阻抗谱略有区别,但整体仍出现了较严重的重叠现象,通过普通数据处理方法很难精准分辨出肺癌种类.

为了更好地通过阻抗谱分辨出肺癌的种类信息,分别采用支持向量机(SVM)<sup>[21]</sup>和AdaBoost<sup>[22,23]</sup>分类器通过仿真模型中获得的阻抗谱对癌变区域分类.相比于传统分类方法,模式识别方法可以提取数据中比原始数据本身更能提供信息的显著参数,并且可以推断底层有组织的类结构.本文将仿真组划分为肺鳞癌、肺腺癌、小细胞癌3组,每组分别生成400个肺癌仿真模型,共计获得 $3 \times 400 = 1200$ 个仿真模型.采用3种采集方式分别采集1200个仿真模型的阻抗谱信息,并记录组别,每种采集方式将获得1200条阻抗谱数据.在分类过程中,频点越多就能越好地表达目标物特性,但频点数增多,分类特征也同样会增多,会对分类工作造成负面影响.因此为了尽可能全面地表达目标物特性,同时减小分类特征数量,本文从全频段阻抗谱中提取了10个感兴趣频点(0.1, 1, 5, 10, 100, 200, 300, 400, 1000, 4000 kHz)的阻抗数据用于分类.由于实际采集中采用的设备均为高精度设备,且实验前均会对采集模板做较好的屏蔽,并对采集

仪器进行校准,因此,实验过程中离群点发生概率较小.为模拟实际情况,本文随机在每组阻抗谱数据的1—2个频点下引入信噪比为40 dB的噪声信号.由于阻抗实部虚部难以进行归一化,本文将阻抗实部虚部转化为易于归一化的相位值,并将这10个感兴趣频点下循环采集到的相位值作为分类特征,将肺癌种类作为分类标签,分别采用Linear-SVM, RBF-SVM和Ada-Boost分类器对3种采集模式获得的阻抗谱进行分类.

图3(b)给出了模式识别方法通过5折交叉验证求出的平均分类准确率,可以看出,4次循环采集的分类准确率最高,这是由于4次循环采集方式的电极跨度较大,可以更有效地覆盖整个仿真区域;SVM分类器的分类准确率要高于Ada-Boost分类器,且Linear-SVM的分类准确率高于RBF-SVM分类器.这是由于SVM是通过最大化支持向量的间隔在特征空间中寻找最优超平面进行分类的,该方法在小样本分类问题中表现优异.而Ada-boost是一种迭代算法,是通过将多个弱分类器集合起来,构成一个更强的最终分类器实现目标的分类,该方法对样本量有较高要求.本文仿真模型中的总样本量为1200组,5折验证时,训练集的样本量为960组,为小样本分类问题,SVM分类器更适用于本文仿真中分类问题.而由于本文中的分类问题是线性可分问题,线性核的表现好于高斯核,Linear-SVM分类器的五折交叉验证最高平均分类准确率达到99.9%.

因此,BIST方法可用于对癌变区域可视化,并对癌变区域精准分类;在癌变区域分类时,4次循环采集是最佳阻抗谱采集模式,Linear-SVM是最佳分类器.

## 4.2 实验结果

根据仿真结果, 阻抗谱数据采集模式选择 4 次循环采集, 通过模式识别的方法将阻抗谱分类. 因此, 本文通过第 3 节介绍的实验方法, 分别对生物组织 I、生物组织 II、生物组织 III 进行了 80 组独立实验, 并采集其 BIST 数据, 共计获得  $3 \times 80 = 240$  组实验数据. 在电导率重建时, 仍采用基于先验信息的 Tikhonov 正则化算法 [8]. 在阻抗谱分类时, 在 4 Hz—5 MHz 范围内选取了 10 个频点作为感兴趣频点, 并提取其相位值作为分类特征, 以生物组织种类作为分类标签, 分别输入到 3 种分类器中进行分类. 图 4 分别给出了部分 BIST 成像结果与 3 种生物组织的 5 折交叉验证平均分类准确率. 从电导率重建结果可以看出, 通过采用基于先验信息的 Tikhonov 正则化算法, BIST 方法可以避免用于模拟心脏的圆柱形树脂区域的影响, 通过电导率重建可以将生物组织可视化, 进而获得水槽模型中生物组织的位置等信息. 从 5 折交叉验证平均分类准确率可以看出, 采用 4 次循环采集方式时, 3 种分类器的 5 折交叉验证平均分类准确率, 与仿真结果相同, Linear-SVM 的表现好于其余两种分类器, 仍是最佳分类器. 由于实验模型的电导率分布比仿真模型简单, 且实验过程中对外界噪声做了较好的屏蔽, 3 种生物组织的 Linear-SVM 平均分类准确率均可以达到 100%, 这说明 BIST 方法可以通过阻抗谱判别出目标物的种类.

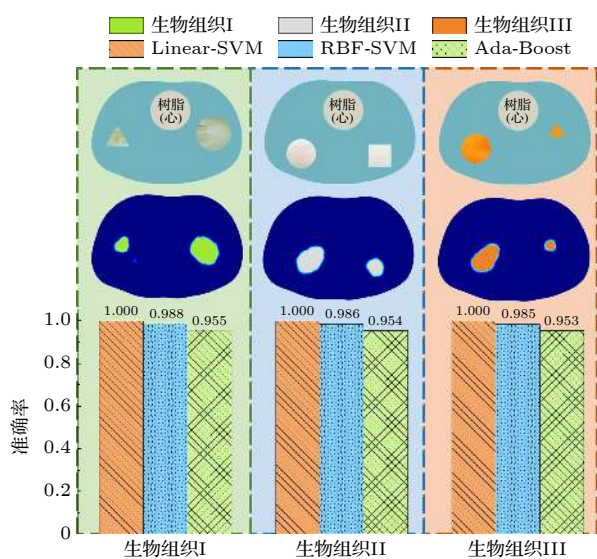


图 4 BIST 实验结果

Fig. 4. BIST experiment results.

因此, 实验结果表明, BIST 方法可以对目标生物组织进行可视化, 并通过阻抗谱数据对其分类, 且 Linear-SVM 分类器仍是阻抗谱数据的最佳分类器, 采用该分类器对 4 次循环采集的阻抗谱数据分类时, 3 种生物组织的五次交叉验证平均分类准确率均可达到 100%.

## 5 结 论

本文提出了一种早期肺癌的 BIST 检测方法, 根据临床经验建立了肺癌电学模型, 通过数值仿真的方法研究了该方法的可行性, 并通过实验进行验证, 得到了以下结论.

1) 仿真结果表明, BIST 方法可以通过边界电压数据将早期肺癌电学模型中的癌变区域可视化, 并通过阻抗谱精准识别癌变种类.

2) 阻抗谱的最佳采集模式是 4 次循环采集, 最佳模式识别分类器是 Linear-SVM, 通过 Linear-SVM 分类器对 4 次循环采集的阻抗谱分类, 5 折交叉验证平均分类准确率可以达到 99.9%.

3) 用 BIST 方法检测 3 种生物组织进行实验验证, 实验结果与仿真结果一致, 该方法可以完成对生物组织的可视化, 并识别出生物组织的种类. 通过 Linear-SVM 分类器对 4 次循环采集的阻抗谱分类, 5 折交叉验证平均分类准确率可以达到 100%.

因此, BIST 方法可以兼顾 EIT 技术和 BIS 技术的优点, 将目标区域可视化, 并判别出目标区域的种类, 在实际肺癌早期检测方面很有前景.

## 参考文献

- [1] Forman D, Ferlay J, Jemal A, Bray F, Ward E, Center M 2015 *CA-Cancer J. Clin.* **65** 87
- [2] Ferlay J, Colombet M, Soerjomataram I, et al. 2018 *Eur. J. Cancer* **103** 356
- [3] Chen W Q, Zheng R S, Baade P D, Zhang S W, Yu X Q 2016 *CA-CANCER J CLIN* **66** 115
- [4] Blankman P, Hasan D, Mourik M, Gommers D 2013 *Intens. Care Med.* **39** 1057
- [5] Rhee C K, Chau N Q, Yunus F, Matsunaga K, Perng D 2019 *Respirology* **24** 1018
- [6] Hao Z H, Cui Z Q, Yue S H, Wang H X 2018 *Rev. Sci. Instrum.* **89** 064702
- [7] Victorino J, Borges J, Okamoto V, Matos G, Tucci M, Caramaz M, Tanaka H 2004 *Am. J. Resp. Crit. Care* **169** 791
- [8] Sun B, Yue S, Hao Z, et al. 2019 *IEEE Sens. J.* **19** 3049
- [9] Gao J, Yue S, Chen J, Wang H 2014 *Bio-med. Mater. Eng.* **24** 2229
- [10] Ye M, Li X C, Liu K, Han W, Yao J F 2021 *Chin. J. Sci. Instrum.* **42** 235 (in Chinese) [叶明, 李晓丞, 刘凯, 韩伟, 姚佳]

- 峰 2021 仪器仪表学报 **42** 235]
- [11] Wu Y, Chen B, Liu K, Zhu C J, Pan H P, Jia J B, Wu H T, Yao J F 2021 *IEEE Sens. J.* **21** 9277
- [12] Wang L, Hu S, Liu K, Chen B, Wu H, Jia J, Yao J 2020 *Rev. Sci. Instrum.* **91** 124104
- [13] Yao J, Hu S, Yang L, Wu Y, Han W, Liu K 2021 *Acta Phys. Sin.* **70** 158704 (in Chinese) [姚佳峰, 胡松佩, 杨璐, 吴阳, 韩伟, 刘凯 2021 物理学报 **70** 158704]
- [14] Lu L, Hamzaoui L, Brown B H, Rigaud B, Smallwood R, Barber D, Morucci J 1996 *Med. Biol. Eng. Comput.* **34** 122
- [15] Mahdavi R, Hosseinpour P, Abbasvandi F, Mehrvarz S, Abdolabad M 2020 *Biosens. Bioelectron.* **165** 112421
- [16] Wang Y R, Yue S H 2018 *Ieee 13th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA)* Changsha, PEOPLESR CHINA, July 04–08, 2018 pp341–346
- [17] Chen X, Zhao Q 2014 *J. Tianjin Univ. Sci. Tech.* **29** 50 (in Chinese) [陈晓艳, 赵秋红 2014 天津科技大学学报 **29** 50]
- [18] Gabriel C, Gabriel S, Corthout E 1996 *Phys. Med. Biol.* **41** 2231
- [19] Guardo R, Boulay C 1991 *IEEE Trans. Bio-med. Eng.* **38** 617
- [20] Yao J F, Wan J F, Yang L, Liu K, Chen B, Wu H T 2020 *Acta Phys. Sin.* **69** 163301 (in Chinese) [姚佳峰, 万建芬, 杨璐, 刘凯, 陈柏, 吴洪涛 2020 物理学报 **69** 163301]
- [21] Manavalan B, Shin T H, Lee G 2018 *Front. Microbiol.* **9** 476
- [22] Chan C W, Paelinckx D 2008 *Remote Sens. Environ.* **112** 2999
- [23] Fan M, Zheng B, Li L 2015 *J. Bioinf. Comput. Biol.* **13** 1550022

# Biological tissue detection based on electrical impedance spectroscopic tomography\*

Yin Hong-Run<sup>1)</sup> Ye Ming<sup>1)†</sup> Wu Yang<sup>1)</sup> Liu Kai<sup>1)</sup>

Pan Hua-Ping<sup>2)</sup> Yao Jia-Feng<sup>1)3)</sup>

1) (College of Electrical and Mechanical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

2) (Affiliated Jiangning Hospital, Nanjing Medical University, Nanjing 211100, China)

3) (Engineering Medicine Joint Laboratory, Nanjing Jiangning Hospital, Nanjing 211100, China)

( Received 30 August 2021; revised manuscript received 28 September 2021 )

## Abstract

A bioimpedance spectroscopic imaging method for detecting the biological tissue based on electrical impedance tomography (EIT) and bioimpedance spectroscopy (BIS) is proposed. This method visualizes the target area and accurately recognizes the target type, which can be used for detecting the early lung cancer, assist clinicians in accurately detecting the early lung cancer, and improving the cure rate of early lung cancer. In this paper the bioimpedance spectroscopic imaging method is verified to be feasible and effective in detecting the early lung cancer through numerical simulation. The simulation results show that 1) the bioimpedance spectroscopic imaging method can realize the visualization of the early lung cancer area and accurately distinguish the type of early lung cancer, and 2) the optimal number of acquisitions of impedance spectroscopy is 4, and the best classifier is Linear-SVM, and the average classification accuracy of 5-fold cross-validation can reach 99.9%. In order to verify the simulation results, three biological tissues with different electrical characteristics are selected to simulate cancerous regions used for detection. The experimental results show that the method can visualize the biological tissue area and distinguish the type of biological tissue. This method can integrate the advantages of electrical impedance imaging and bioimpedance spectroscopy, and is very promising way of detecting early lung cancer.

**Keywords:** bioimpedance spectroscopic tomography, bioelectrical impedance spectroscopy, electrical impedance tomography, early detection of lung cancer

**PACS:** 87.85.Ox, 07.50.Qx, 87.19.R–, 87.19.xj

**DOI:** 10.7498/aps.71.20211600

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 62071224), the Key R&D Program of Jiangsu Province (Social Development), China (Grant No. BE2021618), the Open Fund of State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instruments, China (Grant No. pilab2107), the Clinical Medicine Science and Technology Development Fund Project of Jiangsu University, China (Grant NO. JLY2021156), and the Science and Technology Development Fund of Nanjing Medical University, China (Grant No. NMUB2020164).

† Corresponding author. E-mail: yeming5@nuaa.edu.cn