

融合主动学习的智能化声学 CT 实验平台研制

张玉峰², 王勇幸^{1*}

1. 江苏科技大学, 江苏 苏州 215600

2. 江苏科技大学苏州理工学院, 江苏 苏州 215600

DOI: 10.61369/TACS.2026050047

摘 要 : 针对物理实验中常规线性扫频方法测量效率不高、产生较多冗余数据的问题, 本文构建了一套“AI 驱动”的声学 CT 测量系统。研究以亥姆霍兹共振腔为测试对象, 利用边缘计算平台与算法模型的配合, 将物理探测过程转化为一个基于主动学习的优化求解任务。算法部分引入了贝叶斯优化框架, 采用高斯过程回归建立代理模型来描述物理场, 并结合期望改善策略动态选择下一个测量频点。测试结果表明, 该方法平均迭代约 50 次即可准确定位共振峰, 测量耗时相比传统手段减少约 60 倍, 配合集成的 LLM 模块还能对实验偏差给出初步的逻辑解释。相关工作体现了人工智能在提高物理实验自主化程度与参数辨识精度上的应用价值。

关 键 词 : 贝叶斯优化; 声学 CT; 亥姆霍兹共振; 主动学习; 边缘计算

Development of an Intelligent Acoustic CT Experimental Platform Integrating Active Learning

Zhang Yufeng², Wang Yongxing¹

1. Jiangsu University of Science and Technology, Suzhou, Jiangsu 215600

2. Suzhou Institute of Technology, Jiangsu University of Science and Technology, Suzhou, Jiangsu 215600

Abstract : To address the inefficiency and redundant data generation inherent in conventional linear frequency-sweep methods during physical experiments, this paper presents an "AI-driven" acoustic computed tomography (CT) measurement system. Using a Helmholtz resonator as the test object, the study leverages the synergy between an edge computing platform and algorithmic models to reframe the physical probing process as an optimization task guided by active learning. Within the algorithmic framework, Bayesian optimization is introduced, where a Gaussian process regression surrogate model is employed to characterize the physical field, and an expected improvement strategy dynamically determines the subsequent measurement frequency points. Experimental results demonstrate that the proposed method accurately identifies resonance peaks within approximately 50 iterations on average, reducing the measurement time by roughly 60-fold compared to traditional approaches. Furthermore, an integrated large language model (LLM) module provides preliminary logical interpretations of experimental deviations. This work highlights the potential of artificial intelligence in enhancing the autonomy and parameter identification accuracy of physical experiments.

Keywords : Bayesian optimization; acoustic computed tomography; Helmholtz resonance; active learning; edge computing

引言

AI for Science 驱动下的实验范式变革

在传统的实验物理研究中, 研究者通常扮演“被动观测者”的角色。以亥姆霍兹共振测量为例, 为了获取腔体的精确共振点, 传统做法是进行全频带的线性扫频。这种方法本质上是对物理空间的“盲目搜索”, 不仅在非共振区域浪费了大量采样资源, 且无法根据已获取的数据对未知频段进行智能推断^[1]。随着人工智能技术的迭代, 将“被动测量”转化为“智能主动探测”已成为物理科学研究的新趋势, 即所谓的 AI for Science。

本研究提出的智能化声学 CT 测量系统, 核心意义在于将“物理直觉”转化为“数学决策”。通过人工智能算法, 系统不再是机械

地记录数据，而是能够理解观测点之间的物理关联。在面对具有复杂边界条件或未知参数的亥姆霍兹共振腔时，AI 能够像经验丰富的实验物理学家一样，优先在“最可能产生新发现”的区域布点。这种基于主动学习的范式，不仅极大地压缩了实验周期，更在数据挖掘深度上实现了质的飞跃，为构建无人值守的自动化实验室提供了核心算法支撑^[2]。

一、物理信息驱动的 AI 建模与主动学习原理

实现测量的自主决策，前提是将物理规律抽象成算法能处理的数学形式。亥姆霍兹共振器的本征频率 f 在理论上明确的表达式，即 $f = \frac{v}{2\pi} \sqrt{\frac{S}{VL_{eff}}}$ ^[3]。杜功焕等在《声学基础》一书中指出，该公式描述了理想条件下短管-腔体系统的低频共振特性^[4]。但在实际操作环境中，温湿度漂移以及腔壁的微小形变都会带来非线性偏差，仅靠理论值难以精确定位。

对此，研究引入了贝叶斯优化手段，将寻峰过程抽象为对未知目标函数的优化问题。为了让模型理解不同频点响应值的平滑过渡，算法采用了高斯过程回归。这里选用了 Matern 核函数来刻画频点间的关联程度。因此，当某个频率点获得较大的幅值响应后，模型会据此推测邻近频段的响应强度，同时给出预测值区间的不确定性估计。

在决定下一步测量位置时，算法依据期望改善函数进行计算^[5]。该函数相当于一个决策环节，它在检测已知高响应区与探测高不确定性区之间做出折中。由此构成的反馈回路使得测量序列能逐步逼近真实共振峰，这一过程体现了主动采样策略在降低信息熵方面的作用。

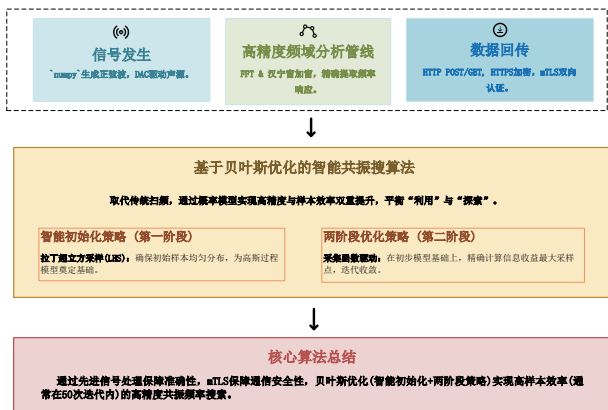


图 1：AI 驱动的主动学习流程与算法逻辑图

三、系统架构设计：边缘计算与 AI 的深度融合

考虑到核心算法对实时数据的需求，平台搭建了一套软硬件协同的运行环境。系统采用树莓派作为前端数据采集与控制的节点，它通过 I2S 总线与高精度音频编解码模块交互，完成扫描信号的发出与声压响应的同步拾取。

在 AI 处理管线中，所有的信号预处理均在边缘端完成。采集到的时域声压信号首先经过汉宁窗加窗处理，以抑制由于时域

截断产生的频谱泄露。随后通过快速傅里叶变换 (FFT) 转化为功率谱密度 (PSD)。为了确保实验在智能化环境下的安全性，系统在树莓派与后端 AI 推理服务器之间建立了双向传输层安全 (mTLS) 加密通信。这种架构设计不仅确保了物理参数在传输过程中的私密性，也为未来分布式、云端的 AI 物理实验网络提供了标准化接口。

AI 在此系统的角色不只是后置的数据处理器，而是实时控制指令的下发者。树莓派负责执行“动作（发声与录音）”，而 AI 服务器负责“思考（更新模型并决定频率）”。这种软硬一体的设计，将物理系统的响应实时转化为 AI 模型的训练样本，实现了真正的在线学习与闭环测量。



图 2：系统硬件拓扑与实物实拍图

四、实验验证：AI 搜索效能与结构反演分析

为验证算法在真实物理场景下的表现，实验针对球形、圆柱形和立方体三种典型腔体进行了测试，工作频段设置在 200 Hz 至 500 Hz。正式测量前，系统先对环境本底及电声器件的非平坦响应进行标定和扣除。

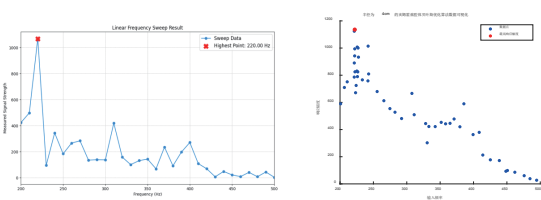


图 3：球形腔体传统高密度线性扫描法和贝叶斯优化对比

以球腔为例，其共振峰的品质因数较高、带宽较窄，用大步长扫描时稍有不慎就可能漏过峰值。传统方式若以 0.1 Hz 为步长覆盖全频段，约需数千次采样，整体耗时近 15 分钟。改用主动寻优方案后，系统先利用拉丁超立方方法在全频段内布设 10 个初始观测点。此后，贝叶斯优化流程快速将搜索重心锁定在 220 Hz 附近。迭代至第 45 步时，模型给出的共振中心频率为 222.18 Hz。与高密度扫描得到的参考值 (221.04 Hz) 相比，两者相差仅为 0.06%，而实际测量次数减少了超过 90%。

在对圆柱腔体的测试中，算法展现了避开局部伪峰干扰的能力。圆柱形腔体因端口修正等效效应容易产生次生谐波，常规的自动寻峰程序有可能被这些假峰误导。而基于高斯过程回归的方法

通过分析全局的不确定度分布，能够识别出局部的假共振点并跳出，最终收敛于主共振频率239.36 Hz。这一结果说明，该框架具备从含噪物理响应中提取主要模态特征的能力，从而支持后续的结构参数反演。

表 1：多构型腔体测量数据对比汇总

腔体构型	理论计算值 (Hz)	线性扫频值 (Hz)	AI 搜索值 (Hz)	相对误差 (%)	总采样步数 (步)	平均效率提升 (倍)
球体	225.12	222.04	222.18	0.06%	45	62.5
圆柱体	242.30	240.00	239.36	0.27%	48	57.7
立方体	218.45	220.00	219.78	0.10%	52	54.5

五、创新应用：LLM 物理助手与交互式实验发现

本项工作的另一个尝试是将大语言模型接入到实验反馈的末端，使测量平台具备了初步的语境化解读能力。这意味着实验过程除了输出数值，还能提供针对异常偏差的文字提示。

当实际测得的频率与经温度修正后的理论推算值之间存在明显偏离时，内置的 LLM 模块会被调用来生成判断信息。例如，它

会读取当时的湿度传感器读数，并在前端输出类似 " 当前实测频率较理论值偏低约 2%，湿度引起的声速变化可能贡献约 0.5% 的偏差，建议进一步确认腔体接口的密封状况 " 的提示。此外，前端界面会对高斯过程的置信区间变化进行动态绘图，使用者可以直观地观察到预测不确定性的缩减过程，这有助于增强对算法决策路径的理解。

六、结论与未来展望

本文介绍了一套由算法驱动的智能声学 CT 测量装置，展现了人工智能技术从辅助计算工具向实验决策环节的延伸。利用贝叶斯优化框架，装置在亥姆霍兹共振频率的测定中实现了较少的测量次数与较高的定位精度，改善了传统扫频方式在时间消耗与数据有效性方面的问题。mTLS 加密机制的加入以及 LLM 辅助诊断功能的集成，进一步丰富了此类智能化实验平台的功能形态。

后续研究计划将该方法推广至非线性效应更强的力学或流体实验中。利用算法对高维空间的探索能力，有望对更复杂的声学网络结构进行在线拓扑辨识。随着基础模型对物理过程理解深度的增加，未来的实验测量有望朝着全流程自主化、具备逻辑推理能力以及多模态信息融合的方向演进。

参考文献：

[1] 吕传茂, 吕海峰, 张晓光, 等. 亥姆霍兹共振消声器的优化设计 [J]. 声学技术, 2020, 39(02): 230–234.

[2] 周志华. 机器学习 [M]. 清华大学出版社, 2016.

[3] Snoek J, Larochelle H, Adams P R. Practical Bayesian Optimization of Machine Learning Algorithms [J]. CoRR, 2012, abs/1206.2944.

[4] 杜功焕, 朱哲民, 龚秀芬. 声学基础 [M]. 南京大学出版社, 2012.

[5] 李宪泽, 毛崎波, 袁玮婷. 宽频亥姆霍兹共振器阵列的吸声性能研究 [J]. 声学技术, 2025, 44(03): 410–417.

[6] 颜华, 陈冠男, 杨奇, 等. 声学 CT 复杂温度场重建研究 [J]. 声学学报, 2012, 37(4): 370–377.

[7] 张立峰, 董祥虎. 基于鲁棒正则化极限学习机的声学层析温度分布重建 [J]. 发电技术, 2025, 46(2): 221–229.

[8] 李森森, 马征达, 丁洁, 等. 基于双向融合金字塔和通道注意力的水下声学图像目标检测 [J]. 声学学报, 2025, 50(4): 1003–1014.

[9] 谭金庆, 何丽平, 罗波, 等. 基于背景噪声信号的城市地下结构高时空分辨率动态监测 [J]. CT 理论与应用研究, 2025, 34(2): 175–189.

[10] 王鹏, 李建龙, 周利敏. 基于多分量特征融合与半监督学习的冰裂声信号检测方法 [J]. 声学学报, 2025, 50(4): 920–931.