



## 基于电容层析成像传感器的非接触材质识别研究

许晓丽, 郭旭东, 郑文栋, 刘华平

引用本文:

许晓丽, 郭旭东, 郑文栋, 等. 基于电容层析成像传感器的非接触材质识别研究[J]. *智能系统学报*, 2025, 20(5): 1232-1242.

XU Xiaoli, GUO Xudong, ZHENG Wendong, et al. Electrical capacitance tomography sensor for contactless material recognition[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2025, 20(5): 1232-1242.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202408021>

## 您可能感兴趣的其他文章

### 改进Faster R-CNN的汽车仪表指针实时检测

Improved Faster R-CNN vehicle instrument pointer real-time detection algorithm  
*智能系统学报*. 2021, 16(6): 1056-1063 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202011003>

### 改进光流法和GMM融合的车辆实时检测算法研究

Research on vehicle real-time detection algorithm based on improved optical flow method and GMM  
*智能系统学报*. 2021, 16(2): 271-278 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201907051>

### 嵌入遮挡关系模块的SSD模型的输电线路图像金具检测

Fittings detection in transmission line images with SSD model embedded occlusion relation module  
*智能系统学报*. 2020, 15(4): 656-662 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202001008>

### 果蝇算法和改进D-S证据理论的四轴飞行器障碍辨识

FOA and improved D-S evidence theory for quadcopter obstacle identification  
*智能系统学报*. 2020, 15(3): 499-506 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201809011>

### 基于显著性检测的双目测距系统

Binocular distance measurement system based on saliency detection  
*智能系统学报*. 2018, 13(6): 913-920 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201712005>

### 对偶树复小波与空域信息的手势识别分类研究

Research on gesture recognition and classification of dual-tree complex wavelet and spatial information  
*智能系统学报*. 2018, 13(4): 619-624 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201708003>

DOI: 10.11992/tis.202408021

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1538.tp.20250616.1339.003>

# 基于电容层析成像传感器的非接触材质识别研究

许晓丽<sup>1</sup>, 郭旭东<sup>1</sup>, 郑文栋<sup>2</sup>, 刘华平<sup>3</sup>

(1. 上海理工大学 健康科学与工程学院, 上海 200082; 2. 天津理工大学 电气工程与自动化学院, 天津 300384; 3. 清华大学 计算机科学与技术系, 北京 100084)

**摘要:** 电容层析成像技术 (electrical capacitance tomography, ECT) 凭借其快速、非侵入性的特性, 有效规避了光学成像技术在识别材料特性时面临的光线干扰难题。然而, 传统的 ECT 传感器的研究主要集中在逆问题上, 很少有研究考虑通过物体介电分布实现无损的非接触识别。因此, 本文设计了一款平面 ECT 传感器, 用于非接触条件下的材质识别。使用基于贝叶斯的轻量级梯度提升机 (Bayesian-light gradient boosting machine, Bayesian-LightGBM) 构建了材质预测模型, 利用贝叶斯优化算法显著提升了模型的预测性能。实验结果显示在接触时准确率高达 95.83%; 在距离传感器 20 mm 以内的非接触条件下准确率达到 85.28%。这意味着机器人能够以非接触、无损的方式精准获取环境中的材质信息, 为机器人技术在复杂环境中的应用开辟了新的可能性。**关键词:** 电容层析成像; 平面电容传感器; 传感器建模; 非接触识别; 材质识别; 分类算法; LightGBM; 贝叶斯优化  
**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2025)05-1232-11

中文引用格式: 许晓丽, 郭旭东, 郑文栋, 等. 基于电容层析成像传感器的非接触材质识别研究 [J]. 智能系统学报, 2025, 20(5): 1232-1242.

英文引用格式: XU Xiaoli, GUO Xudong, ZHENG Wendong, et al. Electrical capacitance tomography sensor for contactless material recognition[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2025, 20(5): 1232-1242.

## Electrical capacitance tomography sensor for contactless material recognition

XU Xiaoli<sup>1</sup>, GUO Xudong<sup>1</sup>, ZHENG Wendong<sup>2</sup>, LIU Huaping<sup>3</sup>

(1. School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200082, China; 2. School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China; 3. Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** Electrical capacitance tomography (ECT), known for its rapid and nonintrusive characteristics, effectively avoids the optical interference problem commonly encountered in material property identification based on optical imaging technologies. However, conventional ECT sensor research has predominantly focused on solving the inverse problem, with limited emphasis on achieving noncontact, nonintrusive material identification through permittivity distribution analysis. To address this gap, this study introduces a planar ECT sensor designed for noncontact material recognition. A material prediction model based on Bayesian-LightGBM is developed, significantly enhancing the predictive performance through Bayesian optimization algorithms. Experimental results demonstrate a high accuracy rate of 95.83% when in contact and 85.28% accuracy within a noncontact range of 20 mm from the sensor. This indicates that robots can precisely acquire material information in the environment in a noncontact and nonintrusive manner, paving the way for new possibilities in the application of robotics technology in complex environments.

**Keywords:** electrical capacitance tomography; planar capacitance sensor; sensor modeling; untouched recognition; material recognition; classification algorithm; LightGBM; Bayesian optimization

收稿日期: 2024-08-29. 网络出版日期: 2025-06-16.

基金项目: 国家自然科学基金国际合作重点项目 (62120106005).

通信作者: 刘华平. E-mail: [hpliu@tsinghua.edu.cn](mailto:hpliu@tsinghua.edu.cn).

目前, 主流的物体识别方案主要基于计算机视觉技术, 即利用图像进行分析和深度学习算法进行准确识别。然而, 这种方法容易受到遮挡和

光照条件变化等外部环境的影响<sup>[1-3]</sup>。相比之下,触觉感知在这种情况下具有更大的优势,因为它不依赖于环境光照,能够提供更稳定和可靠的物体识别能力<sup>[4-5]</sup>。在机器人学这一前沿科技领域,触觉感知技术已经取得了显著进展,成为机器人智能化的关键组成部分<sup>[6-8]</sup>。凭借触觉感知,机器人能敏锐感知环境,实现自主决策,在路径规划、障碍规避及物体抓取方面展现出卓越的灵活性与适应性。然而,当前触觉传感技术大多依赖于直接接触以获取物体特征<sup>[9]</sup>,这不仅增加了物理损伤的风险,而且在面对待测物的不同纹理表面时,感知结果也会存在显著差异<sup>[10]</sup>。非接触感知可以作为这些问题的解决方案,它不仅巧妙地规避了物理接触带来的种种隐患,还极大地提升了机器人作业的安全性与可靠性。通过先进的传感器,机器人能够在不触及物体的情况下,获取物体的信息<sup>[11-12]</sup>,有效避免了潜在的损害,同时确保了任务执行的连贯性与精度。

近年来,非接触感知技术在机器人领域的应用逐渐受到广泛关注。文献[13]在超声波传感器避障基础上,结合视觉信息,使机器人能够根据路标指示的方向避开障碍物,并引入红外线测距传感器,以避免掉入坑洞。超声波接近传感器虽然检测范围可以达到几十厘米远,但在几毫米至几十毫米的近距离存在盲区。文献[14]介绍了一种新颖的光学触觉传感器——GelTip,该传感器呈手指状,可以有效定位不同位置上的接触,并且可以捕捉到一些细节纹理,如指纹。基于光学的触觉传感器在纹理识别上具有优势,但是容易受光照强度和环境影响,这可能限制其在某些场景下的使用。在文献[15]的工作中,研究人员设计了一种新型电感接近传感器,用于检测铝、铜、黄铜和不锈钢金属目标的接近和横向运动。电磁感应式接近传感器同样也能检测接近物体的距离及材质,但仅限于检测铁磁物体。在文献[16]中,研究人员设计了一种透明、矩阵结构的双功能电容传感器,将接近感应和压力感应能力整合到一个设备中。该传感器能够定量检测和区分3种不同状态下的物体:接近、接触和受压加载。电容接近传感器的检测范围更广,可以实现接近和压力感应的双重功能,同时对材料介电常数具有高灵敏度,在材质识别中更具优势,但是其检测距离不如超声波式和光学式的接近传感器。

电容层析成像(electrical capacitance tomography, ECT)能为非接触材质识别提供一种新的解决方案。ECT是一种成像技术,它可以通过测

量围绕在待测物体周围所有的电极组合间的电容值,来生成物体内部的介电常数图<sup>[17-19]</sup>。这是通过系统地对一个激励电极施加电压,并测量激励电极与其他电极之间的电容来实现的。传统的ECT传感器通常采用沿目标物体圆周排列的电极布局<sup>[20-22]</sup>,但是这种电极排列限制了其在机器人上的应用。为了克服这一限制,一些研究者提出在平面上布置电极阵列<sup>[23-24]</sup>。当待测物靠近电极阵列时,会引起平面电极的电场发生变化,进而导致检测到的电容发生变化<sup>[25]</sup>。迄今为止,大多数关于ECT的研究都是图像重建的逆问题<sup>[26-27]</sup>,很少有研究考虑通过物体介电分布实现无损的非接触识别。本研究设计了一种平面ECT传感器来实现非接触式材料识别。由于ECT的逆问题是非线性和病态的<sup>[28]</sup>,会导致重建的图像存在固有误差。鉴于本文研究的重点是非接触材料识别,如果使用重建图像进行识别可能会引入额外的图像误差,导致结果不准确。因此本文跳过了复杂的图像重建步骤,直接利用平面ECT传感器获取的原始电容数据进行材料识别。

本文针对非接触条件下的材质识别问题,做出了以下贡献:1)本文使用有限元仿真的方法探究了平面ECT传感器的探测深度,仿真结果显示传感器在20 mm内的检测效果良好;2)将传感区域细分,待测物体可以在细分的4个区域中任意位置实现材质识别,进一步提升了传感器识别材质的通用性;3)使用基于贝叶斯的轻量级梯度提升机(Bayesian-light gradient boosting machine, Bayesian-LightGBM)构建材质预测模型,采用贝叶斯优化算法提高LightGBM分类模型的预测性能。在接触条件下,待测物体的材质识别精度高达95.83%,在距离传感器20 mm以内的非接触条件下,仍能保持85.28%的高识别率。分类结果证实本方法在非接触条件下也具有很好的识别能力。

## 1 传感器设计

### 1.1 传感器配置

本文设计了8电极平面电容阵列传感器。它由2×4的方形电极组成,如图1所示。该传感器采用PCB(printed circuit board)工艺。外形尺寸为80 mm×85 mm。每个方形电极的长为34 mm,宽为15 mm。这类传感器检测到的电容很小,尤其是在非接触条件下,检测到的变化电容通常不到1 pF,这就对测量过程中检测到的微小变化有很高的精度要求。平面阵列传感器易受环境因素和外加电场影响,故需具备高稳定性和抗干扰性。

为减少干扰,传感器采用了多种屏蔽措施,包括在传感器板背面增设屏蔽层以及在电极间设置屏蔽电极,有效消除了不必要的相互作用,确保了测量结果的准确性和可靠性。

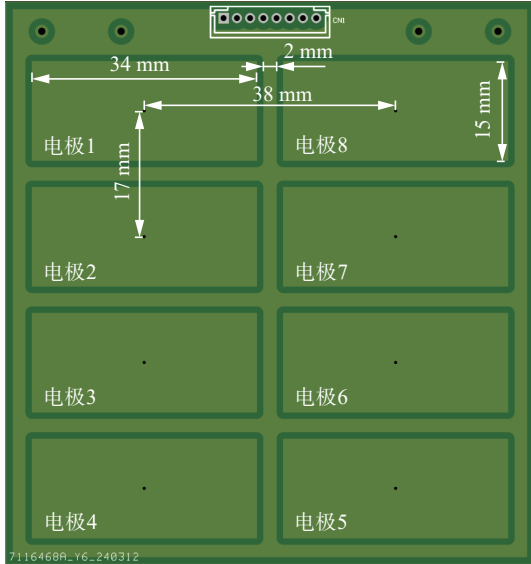


图 1 平面 ECT 传感器的结构和尺寸  
Fig. 1 Structure and dimensions of the planar

1.2 仿真

当测量区域的介电常数分布以及边界条件已知时,通过计算可以得到该介电常数分布下各电

极间的电容值<sup>[28]</sup>。当施加激励电压后,平面阵列电容传感器构成一个静电场,用泊松方程可以描述为

$$\nabla \cdot (\epsilon(x, y, z) \nabla \phi(x, y, z)) = -\rho \quad (1)$$

如果电场中的自由电荷数为零,即  $\rho = 0$ , 则式 (1) 可以转化成拉普拉斯方程:

$$\nabla \cdot (\epsilon(x, y, z) \nabla \phi(x, y, z)) = 0$$

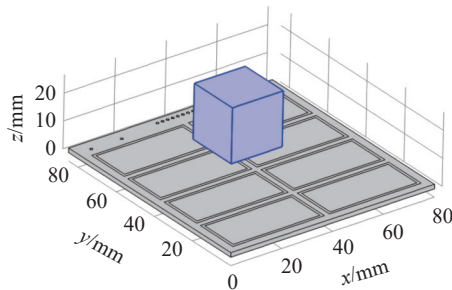
式中:  $\epsilon(x, y, z)$  为测量区域内介质的相对介电常数分布;  $\phi(x, y, z)$  为电位分布。

由高斯通量定理可知,在不考虑边界条件对电容值影响的情况下,电极对  $i, j$  间的电容值为

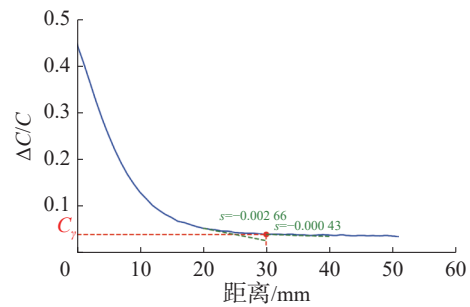
$$C_{ij} = \frac{Q}{V} = -\frac{1}{V} \iiint_D \epsilon(x, y, z) \nabla \phi(x, y, z) dx dy dz \quad (2)$$

式中:  $Q$  为两个电极之间的电荷量;  $V$  为两个电极之间的电位差;  $D$  为传感器内的测试区域。

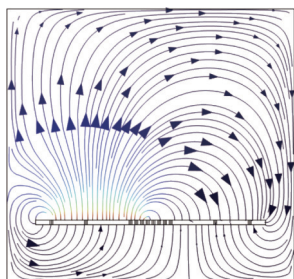
根据式 (2), 电容与电场有关, 如果电场发生变化, 也会引起电容的变化。图 2 为平面传感器物体接近时的仿真。首先对传感器进行了建模, 其尺寸与物理传感器一致, 如图 2(a) 所示, 底面为 8 个电极板, 靠近的待测物体任意放置在传感器的上方。在模拟中, 将接近的待测物体定义为 20 mm 的正方体, 并设置材料为石英玻璃, 相对介电常数为 4.2。



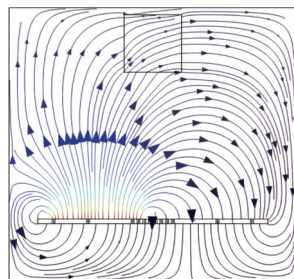
(a) 传感器仿真结构



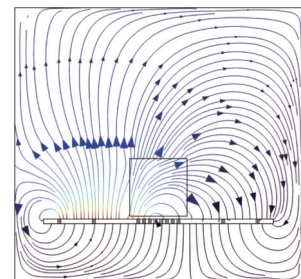
(b) 不同距离引起的电容变化



(c) 待测物体在无限远处  
电场流线图



(d) 待测物体距离板 50 mm 时的  
电场流线图



(e) 待测物体距离板 1 mm 时的  
电场流线图

图 2 平面 ECT 传感器物体接近仿真

Fig. 2 Plane ECT sensor object proximity simulation

在电容板之间施加 1 V 电压。目标物体表面与电极平面之间的距离以 1 mm 为步长从 50 mm 变为 1 mm。如图 2(c)~(e) 所示, 模拟物体从一定

距离逐渐靠近平板, 穿过空间的电场线会发生偏移。选取了电容变化最明显的一对电极板 (极板 2-7) 之间的电容来观察不同距离下极板间电容值

的变化, 如图 2(b) 所示, 可以看到, 随着被测物体与电极之间的距离变短, 电容值增大。

平面电容传感器的最远探测距离可以定义为当待测物体在平面电容传感器上方某距离处时, 传感器的电容值 ( $C_{d=\gamma_{3\%}}$ ) 与当待测物体距离位于传感器上方无限远处时的电容值差值 ( $C_{d=\infty}$ ) 刚好为待测物体在传感器上方时电容值 ( $C_{d=0}$ ) 与待测物体距离位于传感器上方无限远处时的电容值 ( $C_{d=\infty}$ ) 差值的 3%, 其数学描述为

$$\left| \frac{C_{d=\gamma_{3\%}} - C_{d=\infty}}{C_{d=0} - C_{d=\infty}} \right| \times 100\% = 3\%$$

从图 2(b) 可以看出, 本文设计的平面传感器最远探测距离为 30 mm。这意味着当待测物与传感器的距离超过 30 mm 时, 检测效果显著下降, 甚至无法有效检测到物体。

测量灵敏度定义为测量曲线的斜率 (slope,  $s$ ) 的绝对值, 即输出电容变化与距离变化之比。当待测物体距离极板小于 30 mm 时, 电容变化率高于 0.043%。在 20 mm 内, 电容随距离变化率增加到 0.266% 以上。结果表明, 电容检测灵敏度随距离的减小而增大。待测物体离检测板越近, 越有利于物体的检测。当待测物体距离电极 30 mm 时, 检测灵敏度较低, 电容变化率相对较小。虽然传感器的最远探测距离为 30 mm, 但在 20~30 mm 区间内, 电容变化率不高, 导致不同材质的电容数据差异较小, 难以实现高精度的材质识别。因此, 为了获得更好的识别效果, 在后续的认识实

验中, 本文将识别的最远距离设置为 20 mm。这一调整不仅能提高检测灵敏度, 还能增强不同材质之间电容数据的区分度, 从而提升了整体识别的准确性和可靠性。

### 1.3 硬件设计

本文选择了 ACAM 公司的电容数字转换芯片 Pcap01。Pcap01 是一款专门进行电容测量的电容数字转换芯片, 内部带有 DSP (digital signal processor) 处理单元, 可专门用于电容测量<sup>[29]</sup>。该芯片测量精度高达 22 位有效位, 测量范围覆盖了从几飞法到几百纳法, 可以非常简单地通过配置来满足各种不同应用的需求。本文设计了一种 8 电极的 ECT 传感器, 用于非接触材质识别。如图 1 所示, 传感器的 8 个电极按照特定的布局排列, 每个电极都有一个唯一的序号 (1~8)。8 电极传感器共有 28 种电极组合, 如分别是 1-2、1-3、1-4、1-5、1-6、1-7、1-8、2-3、...、7-8。本研究通过串行采集的方式依次获取 28 个通道的电容数据, 为实现这一目标, 本文使用了两个多路复用器来完成电极间的组合切换。

具体的电容数据采集过程如图 3 所示, 微处理器通过 SPI (serial peripheral interface) 接口向 Pcap01 发送电容采集指令, 同时控制多路复用器进行通道切换, 直到采集完所有电极组合的电容, 即 28 个通道的电容数据, 最终获得一组完整的电容数据。采集到的电容数据通过串口传输至上位机, 后续将利用类模型对这些电容进行材质识别。

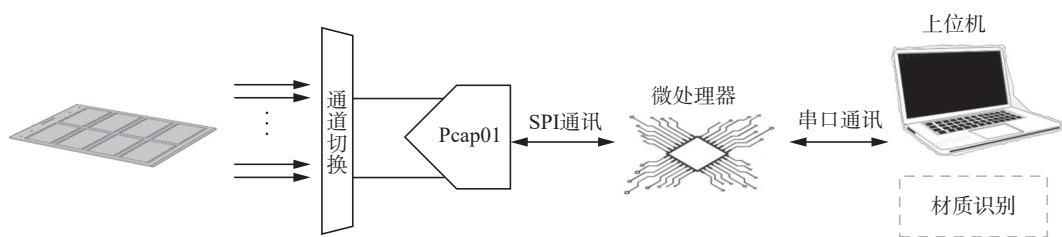


图 3 传感器电路原理图

Fig. 3 Sensor circuit schematic diagram

## 2 分类模型构建

### 2.1 数据集建立

在这项工作中, 本文对表 1 所列的 6 种材料进行了分类。通过仿真得到待测物在传感器的不同距离检测到的电容值不同。同时待测物的尺寸、体积也会对电容值产生影响。为了突出传感器对材料属性的识别, 本文将待测材料选取为同样形状和体积的正方体, 边长为 2 cm, 并将待测材料固定在同一距离平面进行采集。实验的实质

是根据平面 ECT 传感器输出的电容数据识别待测物的材料类型。同时, 本文将传感器划分成 2×2 的网格, 如图 4 所示, 共 4 个位置。黑色实线框为传感区域, 用黑色虚线将传感器划分为 4 个区域; 蓝色实线框为待测物固定的位置。将待测物体依次放置在这 4 个位置进行数据采集, 每种材质的电容数据都携带有传感器的位置信息, 最终将携带有位置信息的电容数据进行分类。待测物体可以在这 4 个位置中的任意位置实现材质识别。

表 1 待测材料  
Table 1 Material to be tested

序号	材质	相对介电常数	电阻率/ $10^{-8}$	属性
1	铝	—	2.83	金属
2	铜	—	1.75	金属
3	铁	—	9.78	金属
4	玻璃	5~10	—	极性
5	白纸	2.5	—	非极性
6	木块	2~4	—	非极性

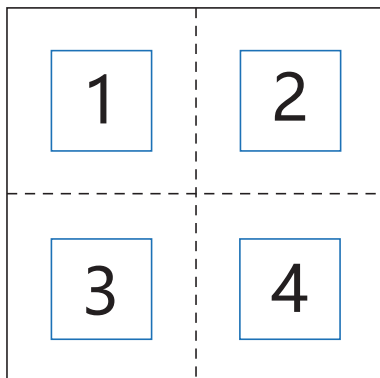


图 4 传感器划分区域  
Fig. 4 Sensor division areas

根据前文的结论,传感器在 20 mm 内的探测灵敏度较高。因此,本文将待测物放置在距离传感器最远为 20 mm 的范围内进行实验。20 mm 内存在无数个可能的距离平面,为了简化实验并确保代表性,本文选择了 3 个关键距离平面进行测试:一是 0 mm 距离,该距离代表传感器与待测物接触的情况,这种状态下的测量可以提供最高的信号强度和最小的干扰。0 mm 的测量结果展示了传感器在接触状态下的最佳探测能力,帮助评估其他距离下的相对表现。二是 5 mm 距离,这一距离点能够捕捉到从接触状态逐渐转变为非接触状态时的电容变化特征,有助于评估传感器在接近但未接触情况下的性能。5 mm 的数据为分类模型提供了丰富的中间状态信息,增强了模型对不同距离下电容变化的鲁棒性。三是 20 mm 距离,20 mm 是传感器的最大探测范围,代表了非接触检测的极限。在这个距离下,电容变化较为微弱,但仍然可以提供有价值的信息,特别是在评估传感器在远距离条件下的识别能力和抗干扰性能方面。20 mm 的数据有助于验证传感器在实际应用中的有效性和可靠性。6 种材料在 3 个距离平面分别采集 1 200 组数据。图 5 是分类数据实测示意。

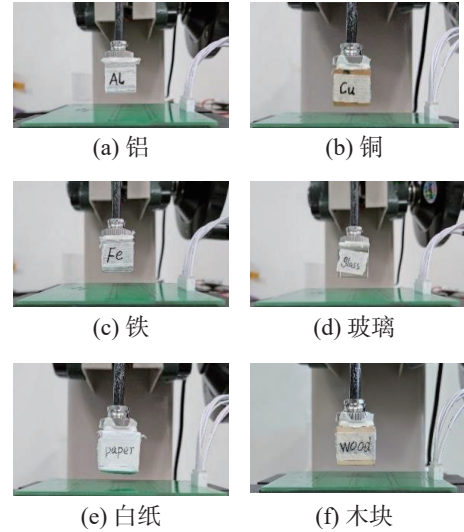


图 5 分类实验示意

Fig. 5 Schematic diagram of classification experiment

### 2.2 数据处理

为了改进触觉识别数据的挖掘分析,节省时间,优化结果,需要对采集到的触觉数据进行预处理。采集到的 6 种材料总共有 1 200 个样本,每个样本有 28 个通道的电容值,即每个样本的维度是 28。在没有放置物体的情况下连续采集 10 组电容数据,计算每个通道的平均值获得初始电容。将不同材料采集到的电容分别与初始电容作差获取电容变化  $\Delta C$ 。

首先,将每个通道的  $\Delta C$  通过手工插值将突变数据替换为触觉数据的平均值;然后,对收集到的原始数据进行归一化处理。

最小-最大归一化(也称为特征缩放)对原始数据执行线性缩放。使用每个样本数据的最大值  $\Delta C_{\max}$  以及最小值  $\Delta C_{\min}$ ,将每个样本数据映射到 (0,1) 范围内的值  $\Delta C'$ ,同时保持原始数据之间的关系。 $\Delta C'$  计算公式为

$$\Delta C' = \frac{\Delta C - \Delta C_{\min}}{\Delta C_{\max} - \Delta C_{\min}}$$

然而,这种有界范围的归一化会减小数据的标准差,从而可能抑制异常值的影响。本文不再需要对传感器数据进行特征提取和滤波,因为本研究的目的是展示传感器原始电容数据在识别物体时的性能。

为了验证电容数据特征的有效性,本文采用了独立成分分析 (independent component analysis, ICA) 方法。ICA 是一种计算技术,用于从多个信号源中分离出统计独立的信号。该方法基于统计原理,通过线性变换将数据或信号分解为统计独立的非高斯信号源的线性组合,从而揭示数据中的潜在结构和模式。图 6(a)-(c) 分别为 0、5 和 20 mm

3个距离平面上6种材质的二维特征图,从图中可以看出,在0和5mm 2个距离平面上,6种材料的特征点重叠较少,显示出较为明显的区分度。这表明在接触或接近状态下,传感器能够捕捉到不同材料之间的显著差异,为分类模型提供丰富的、易于区分的特征。尽管在20mm的距离平面上,部分材料的特征点存在一定的重叠,但

仍然可以较为明显地区分这6种材料。这一结果表明,即使在较远的距离下,传感器依然能够提供足够的信息来支持有效的分类,这是建立分类模型的重要依据。为进一步验证分类效果,本文对预处理后的电容数据进行了分类模型的构建与评估。将数据集抽取70%的样本作为训练集,余下的30%作为测试集来验证所建模型的性能。

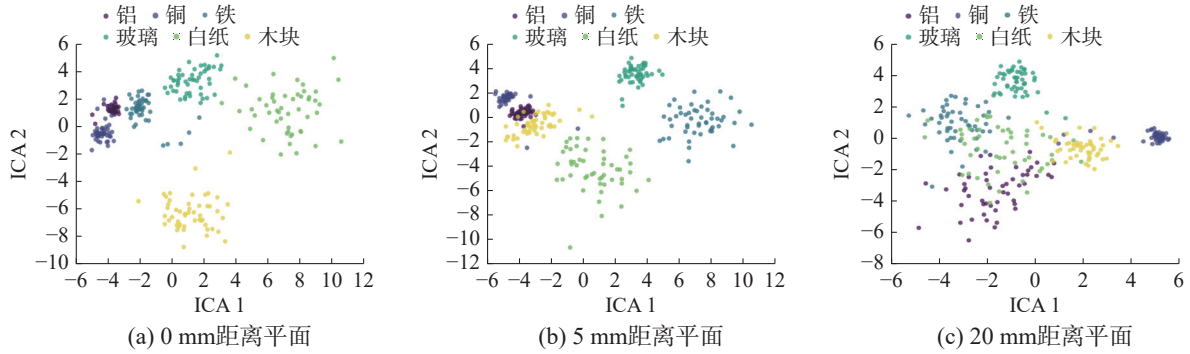


图6 不同距离平面下的特征可视化

Fig. 6 Feature visualization in different distance planes

### 2.3 机器学习

本文使用上述对象的电容数据进行构建机器学习的分类模型。LightGBM<sup>[30]</sup>是训练和测试的主要识别算法,LightGBM算法是对传统的梯度提升决策树 (gradient boosting decision tree, GBDT) 算法的一种改进<sup>[31]</sup>,它显著提升了训练速度,降低了内存消耗,并且保持了较高的预测准确性。这些特性使得LightGBM成为离线嵌入式平台上实现实时对象识别的理想选择。通过采用LightGBM算法,机器人能够更高效地感知其周围环境,进而显著提升其整体性能。

LightGBM采用leaf-wise策略构建决策树,与传统的level-wise策略相比,leaf-wise策略采用深度优先的方式,即优先选择当前增益最大的叶子节点进行分裂<sup>[32]</sup>,两种策略示意如图7所示。Leaf-wise策略使得在相同的分裂次数下,LightGBM能够达到更低的误差和更高的效率。为了防止leaf-wise策略可能导致的过拟合问题,LightGBM引入了最大深度限制,以此来平衡模型的复杂度和泛化能力,确保模型不仅能在训练数据上表现良好,还能在未知数据上保持稳定的性能。

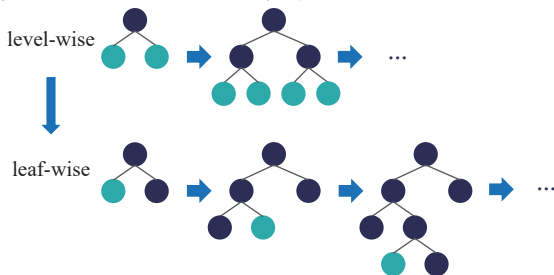


图7 level-wise和leaf-wise示意

Fig. 7 Illustration of level-wise and leaf-wise

此外,LightGBM采用直方图算法来处理连续的浮点型特征值<sup>[32]</sup>。如图8所示,该算法首先将连续特征值划分为K个离散的区间,每个区间对应一个整数编号。随后,算法构建一个宽度为K的直方图,用于累积统计信息。在该直方图中,每条数据根据其特征值所属的区间编号,被归入对应的统计单元,并累加相应的统计量。通过遍历这些统计单元,算法能够高效地寻找最优的分割点,从而确定决策树的最佳分裂位置。这一方法显著减少了计算量,提升了模型的训练效率和整体性能。

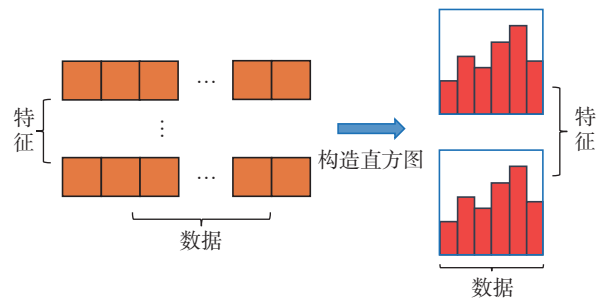


图8 直方图原理示意

Fig. 8 Illustration of histogram principle

在机器学习中,不同的超参数组合会对模型的预测性能产生显著影响。LightGBM模型拥有多种超参数,因此需要进行细致的调参工作以找到最佳的超参数组合,从而实现模型性能的优化。本文需要在传感器的不同距离(0、5、20mm)下进行分类,也就是需要进行3次分类。由于3次分类的数据不同,所以参数调节也需要进行

3 次。本文对最大深度、学习率、叶子节点的数量、最小分裂增益样本抽样率、特征随机采样的比例等多个参数进行调参。

贝叶斯优化算法<sup>[33]</sup>被认为是当前最为先进的优化框架,贝叶斯优化算法利用前一个目标函数的评价结果,建立一个新的替代函数(概率模型),寻找目标函数的最小值。贝叶斯优化方法在寻找下一组超参数时利用了先前目标函数的结果,从而提高了参数优化的效率。与传统的网格调参方法相比,贝叶斯优化具有以下优势<sup>[34]</sup>:它所需的迭代次数较少,这意味着运行速度更快;可以同时调整多个参数,降低了维度爆炸的风险;只需定义参数的大致调整范围,无需进一步细分范围。这些特点使得贝叶斯优化成为一种高效的超参数优化手段。

贝叶斯优化算法寻求 LightGBM 参数最优解的过程通常从随机生成一组初始观测点开始,随后通过迭代的方式优化超参数,直至达到预定的迭代次数。在每一次迭代中,利用高斯过程构建的概率模型来近似损失函数,并采用上界置信区间作为采集策略来指导下一轮超参数的选择。最终,选择预测性能最佳的参数组合作为最优解。最优参数组合如表 2 所示。

表 2 基于贝叶斯优化 LightGBM 模型的最优超参数  
Table 2 Optimal hyperparameters based on Bayesian optimization of LightGBM models

参数名称	调参范围	调参结果		
		0 mm	5 mm	20 mm
max_depth	(3,10)	5.0	10.0	10.0
learning_rate	(0.01,0.1)	0.1	0.1	0.1
num_leaves	(20,50)	40.0	23.0	39.0
min_split_gain	(0,1)	0.6	0.0	0.0
feature_fraction	(0.6,1)	1.0	1.0	1.0
bagging_fraction	(0.6,1)	0.8	0.6	0.6

### 3 结果与讨论

本文把准确率 (Accuracy,  $A$ ) 作为判断分类器性能的重要指标。此外,精确率 (Precision,  $P$ )、召回率 (Recall,  $R$ ) 和 F1 分数 (F1score,  $F_1$ ) 作为模型比较阶段的参考指标。公式分别为

$$A = \frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{TN} + N_{FP} + N_{FN}}$$

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}}$$

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}}$$

$$F_1 = \frac{2 \times N_{TP}}{2 \times N_{TP} + N_{FP} + N_{FN}}$$

式中: TP(true positive) 代表真阳性,即正样本分类为正样本; FP(false positive) 代表假阳性,即负样本分类为正样本; TN(true negative) 代表真阴性,即负样本分类为负样本; FN(false negative) 代表假阴性,即正样本分类为负样本。

传统的精确率、召回率和 F1 分数计算公式仅适用于二分类问题。对于多分类问题,采用宏平均 (macro average) 规则来计算这些指标是一种常用且有效的方法。在此方法下,本文首先针对每个类别分别计算精确率、召回率和 F1 分数,然后计算这些类别的平均值。这样做的目的是确保每个类别都得到平等对待,避免因某些类别的样本数量较多而导致总体评估出现偏差。用于多分类的准确率、精确率与 F1 分数的指标定义为

$$P_{Macro} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i$$

$$R_{Macro} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_i$$

$$F_{1Macro} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n F_{1i}$$

本文训练了 6 种材料的分类器,分类结果见表 3,最终 LightGBM 模型在距离传感器 0 mm 的平均准确率为 95.83%,在距离传感器 5 mm 的平均准确率为 89.44%,在距离传感器 20 mm 的平均准确率为 85.28%。

表 3 分类结果  
Table 3 Classification results

距离/mm	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F1分数
0	95.83	95.87	96.11	0.9595
5	89.44	89.19	89.26	0.8906
20	85.28	85.49	85.32	0.8516

混淆矩阵如图 9 所示,其详细给出了各距离平面上的分类表现。在与传感器接触时,材质能够被很好地区分开,每个类别的准确率都在 90% 以上。这表明在接触状态下,电容传感器能够提供足够的信息来区分不同材料,分类器的表现非常出色。在距离传感器 5 mm 的平面处,除了铁(标签 3)的准确率略低,其他类别的准确率都在 89% 以上。铁被错误地识别为白

纸(标签 5)的概率为 0.09%, 被错误地识别为木块(标签 6)的概率为 0.07%。这表明在 5 mm 的距离下, 铁的电容信号特征与其他非金属材料(如白纸和木块)存在一定的相似性, 导致分类器出现误判。5 mm 的距离虽然相对较近, 但仍然存在一定的信号衰减, 环境噪声或干扰可能会进一步影响信号质量, 导致误判。在距离传感器 20 mm 的平面处, 分类器的准确率是最低的, 尤其是白纸(标签 5)的准确率只有 74%, 白纸有较高的概率被识别成木块(标签 6)。尽管两者的表面纹理并不相同, 但在非接触条件下, 传感器无法捕捉到材料的表面信息, 只能通过介电常数进行区分。由于白纸和木块的介电常数非常接近, 在远距离时, 信号衰减会进一步模糊这种本就相近的电特性差异。此外, 一些金属材料被错误地识别为非金属材料。例如, 在 20 mm 处, 白纸被错误地识别为铁的概率为 0.07%。这种情况在非接触时较为明显, 因为非接触时检测到的电容信号非常微弱, 容易受到测试环境中干扰或噪声的影响, 从而降低识别准确性。

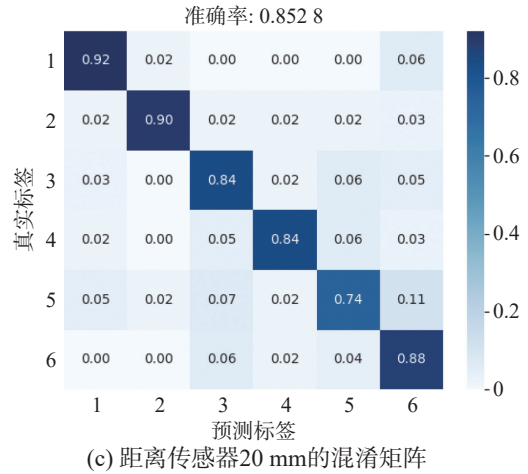
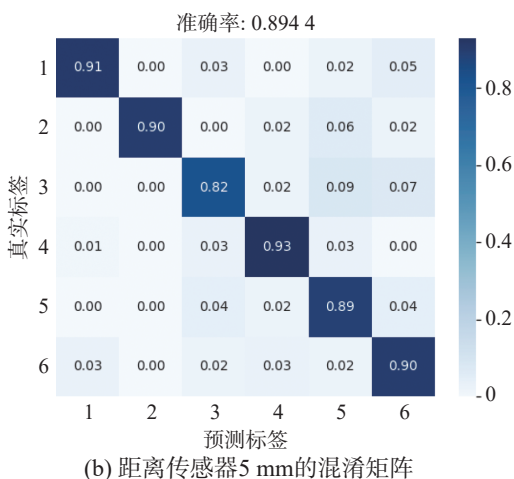
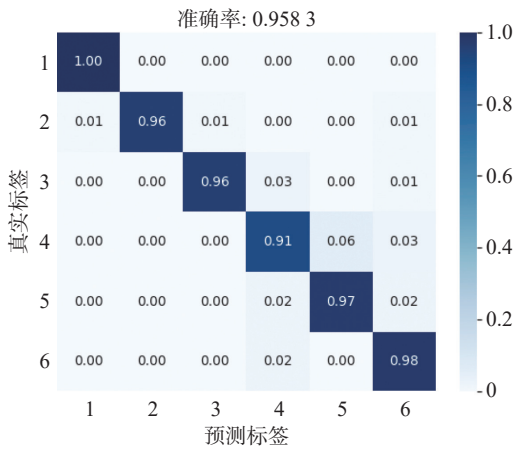


图 9 分类结果的混淆矩阵  
Fig. 9 Confusion matrices of classification results

这些误判现象主要由以下几个因素引起: 首先是待测物与传感器之间的距离显著影响识别结果。实验结果显示, 在距离传感器 5 mm 的平面处, 识别准确率明显高于 20 mm 平面处, 且误判情况更少。这表明, 待测物与传感器的距离越远, 某些材质的识别准确率可能会降低。具体来说, 随着距离的增加, 电容信号逐渐减弱, 导致分类器难以捕捉到足够的特征信息, 从而增加了误判的可能性。其次, 在非接触条件下, 电容信号非常地微弱。微弱的信号容易受到环境噪声、电磁干扰或其他外部因素的影响, 导致信号失真或波动, 进而影响分类器的判断。最后是材料介电常数的相似性, 不同材料的介电常数虽然有所差异, 但在某些情况下, 不同材质之间的电容响应可能存在重叠区域。例如, 铁和白纸在某些频率下的电容变化可能较为接近, 特别是在信号较弱的情况下, 这种相似性可能导致分类器难以区分它们。为了提高非接触材质识别的准确性, 减少误判现象, 本文采取以下改进措施: 首先是提升电容信号的质量, 可以采用高级信号处理技术, 如小波变换或滤波器设计, 以减少环境噪声对电容信号的干扰。其次是传感器结构优化, 如增加电极尺寸或调整电极间距, 以增强远距离检测能力。最后是数据增强策略, 如在不同距离下增加采样密度、引入不同环境条件下的训练数据等, 以提升模型在复杂环境下的鲁棒性。

为了进一步验证平面 ECT 传感器在非接触条件下材质识别的有效性, 本文对比了 LightGBM 分类器与几种传统机器学习方法的识别准确率, 包括 K-近邻 (K-nearest neighbor, KNN)、支持向量机 (support vector machine, SVM) 和随机森林 (random forest, RF)。KNN 分类器的  $k$  值设置为 5。

SVM 分类器的惩罚系数  $C$  设为 1, 核函数选择多项式核。RF 分类器的决策树数量 ( $n_{\text{estimators}}$ ) 设为 100。

表 4 的实验结果表明, 4 种分类模型在接触时 (0 mm) 的识别准确率均非常高, 均超过 92%。然而, 在非接触条件下 (5 和 20 mm), 各模型的准确率均有所下降。特别是 KNN 分类器, 在距离传感器 20 mm 处的识别准确率仅为 74.72%, 显著低于其他模型。相比之下, LightGBM 分类器表现出色, 其在非接触条件下的准确率始终最高, 尤其是在 20 mm 处, 仍能保持较高的识别精度。

表 4 分类模型结果比较  
Table 4 Comparison of classifier result

距离/mm	KNN/%	SVM/%	RF/%	LightGBM/%
0	92.50	93.89	93.89	95.83
5	75.56	82.78	82.50	89.44
20	74.72	82.22	79.72	85.28

实验结果说明, 在传感器不同位置对材质进行测试, 识别系统都能进行材质识别, 体现了在任意位置进行识别的能力。在传感器 3 个距离平面的整体识别效果很好, 准确率达到 85.2% 以上, 只有少量材质之间存在混淆, 说明本文设计的平面 ECT 传感器能够在距离传感器 20 mm 以内实现材质识别, 同时也能说明该平面电容识别方法在非接触多材质分类任务上普遍有效。这意味着平面 ECT 传感器可以在非视觉条件下对物体识别起到很好的辅助作用, 尤其是在机器人运动过程中, 能够在接触前就对物体进行识别。

然而, 平面传感器在实际应用中仍然面临一些挑战。首先, 在非接触检测时, 电容信号非常微弱, 容易受到环境因素 (如电磁干扰、温度变化等) 的影响, 导致分类效果变差。因此, 确保传感器的抗干扰能力至关重要。后续研究将针对传感器在更多复杂环境下进行性能测试, 评估其在各种干扰条件下的稳定性和可靠性, 并采取相应的优化措施, 如改进传感器的屏蔽设计、开发更鲁棒的信号处理算法等, 以提升其抗干扰性能。其次, 本文仅验证了该系统在非接触条件下进行材质识别的可行性, 尚未结合机器人完成环境识别任务。在实际应用场景中, 将 ECT 传感器集成到机器人系统中面临诸多挑战。例如, 如何确保传感器与机器人的控制系统无缝对接, 如何实现多目标的同时检测和识别, 以及如何保证数据采集和处理的实时性。这些问题是未来研究的重点, 需要更全面地考虑传感器的稳定性和实时性, 以

满足机器人在动态环境中的需求。最后, 为了验证传感器在更广泛的应用场景中的适用性, 需要引入更多种类的材料和不同形状的物体进行测试。通过扩展测试范围, 可以进一步优化传感器的设计, 提升其在实际应用中的可靠性和准确性。

## 4 结束语

本文设计并实现了一个平面 ECT 传感器, 可以通过非接触的方式让机器人实现对环境的感知。这项工作的本质是利用传感器的电极组合来进行测量, 这些电极组合能提供足够的信息来识别材料, 而无需进一步的信息。为了进行评估, 本文使用该传感器构建了机器学习分类器, 识别了 6 种外形尺寸相同、材质不同的物体。在物体与传感器接触时识别的准确率最高, 达到 95%; 在距离传感器 20 mm 以内进行非接触识别, 准确率也能超过 85%。实验结果表明, 本文基于 ECT 检测方法设计的传感器能够比较准确地进行非接触识别待测物的材质。本研究设计的 ECT 传感器在非接触材质识别中具有出色的性能, 为提高机器人的感知能力和自主性提供了新的解决方案。未来研究将结合机器人在动态环境中的实际应用, 进一步优化传感器进行非接触识别时的实时性和适应性。

## 参考文献:

- [1] KIM K, CHO J, PYO J, et al. Dynamic object recognition using precise location detection and ANN for robot manipulator[C]//2017 International Conference on Control, Artificial Intelligence, Robotics & Optimization. Prague: IEEE, 2017: 237–241.
  - [2] CH H S, PREETI N, MARRI S P, et al. Real-time object detection using mobile robot captured images: a deep learning approach[C]//2024 3rd International Conference for Innovation in Technology. Bangalore: IEEE, 2024: 1–6.
  - [3] FENG Lin, LIU Yang, LI Zan, et al. Discriminative bit selection hashing in RGB-D based object recognition for robot vision[J]. *Assembly automation*, 2019, 39(1): 17–25.
  - [4] ZHANG Shixin, SHAN Jianhua, SUN Fuchun, et al. Multimode fusion perception for transparent glass recognition[J]. *Industrial Robot: the international journal of robotics research and application*, 2022, 49(4): 625–633.
  - [5] 王业飞, 葛泉波, 刘华平, 等. 机器人视觉听觉融合的感知操作系统[J]. *智能系统学报*, 2023, 18(2): 381–389.
- WANG Yefei, GE Quanbo, LIU Huaping, et al. A percep-

- tual manipulation system for audio-visual fusion of robots[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2023, 18(2): 381–389.
- [6] 李彤, 阎宇航, 安静, 等. 基于触觉阵列感知的机器人稳定抓取判别方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2024, 52(5): 136–143.  
LI Tong, YAN Yuhang, AN Jing, et al. Discrimination method for robot stable grasping based on tactile array perception[J]. *Journal of Huazhong university of science and technology (natural science edition)*, 2024, 52(5): 136–143.
- [7] PARK K, YUK H, YANG M, et al. A biomimetic elastomeric robot skin using electrical impedance and acoustic tomography for tactile sensing[J]. *Science robotics*, 2022, 7(67): eabm7187.
- [8] GUO Hongchen, TAN Yu jun, CHEN Ge, et al. Artificially innervated self-healing foams as synthetic piezo-impedance sensor skins[J]. *Nature communications*, 2020, 11(1): 5747.
- [9] DUAN Xi, TAURAND S, SOLEIMANI M. Artificial skin through super-sensing method and electrical impedance data from conductive fabric with aid of deep learning[J]. *Scientific reports*, 2019, 9(1): 8831.
- [10] LIN Z H, SMITH S. A natural user interface for realistic tactile perception of object surface texture[C]//2017 9th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. Hangzhou: IEEE, 2017: 370–373.
- [11] KOZYR P, SAVELIEV A, KUZNETSOV L. Determining distance to an object and type of its material based on data of capacitive sensor signal and machine learning techniques[C]//2021 International Siberian Conference on Control and Communications. Kazan: IEEE, 2021: 1–5.
- [12] ZHENG Enhao, MAI Jingeng, LIU Yuxiang, et al. Forearm motion recognition with noncontact capacitive sensing[J]. *Frontiers in neurorobotics*, 2018, 12: 47.
- [13] ZHAO Jianwei, FANG Jianhua, WANG Shouzhong, et al. Obstacle avoidance of multi-sensor intelligent robot based on road sign detection[J]. *Sensors*, 2021, 21(20): 6777.
- [14] GOMES D F, LIN Zhonglin, LUO Shan. GelTip: a finger-shaped optical tactile sensor for robotic manipulation[C]//2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Las Vegas: IEEE, 2020: 9903–9909.
- [15] ABABEI C, RICHIE J E. Sensor design for inductive proximity and moving direction sensing of metal targets[C]//2021 10th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies. Thessaloniki: IEEE, 2021: 1–4.
- [16] ZHANG Bo, XIANG Zemin, ZHU Siwei, et al. Dual functional transparent film for proximity and pressure sensing[J]. *Nano research*, 2014, 7(10): 1488–1496.
- [17] WARSITO W, FAN L S. Dynamics of spiral bubble plume motion in the entrance region of bubble columns and three-phase fluidized beds using 3D ECT[J]. *Chemical engineering science*, 2005, 60(22): 6073–6084.
- [18] OSPINA ACERO D, CHOWDHURY S M, MARASHDEH Q M, et al. Efficient and flexible sensitivity matrix computation for adaptive electrical capacitance volume tomography[J]. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 2020, 70: 4502510.
- [19] YOUNGQUIST R C, STOREY J M, NURGE M A, et al. A derivation of the electrical capacitance tomography sensitivity matrix[J]. *Measurement science and technology*, 2023, 34(2): 025404.
- [20] 吕海舟, 金鑫, 吴响, 等. 电容层析成像技术应用于低温流体反演成像的研究现状[J]. 能源工程, 2024, 44(2): 67–76.  
LV Haizhou, JIN Xin, WU Yun, et al. State of the art of electrical capacitance tomography applied to cryogenic fluid inversion imaging[J]. *Energy engineering*, 2024, 44(2): 67–76.
- [21] YE Jiamin, WANG Haigang, YANG Wuqiang. Characterization of electrical capacitance tomography sensors with different diameter[J]. *IEEE sensors journal*, 2014, 14(7): 2240–2251.
- [22] 张立峰, 常恩健. 基于多尺度密集连接网络的电容层析成像图像重建[J]. 计量学报, 2024, 45(5): 678–684.  
ZHANG Lifeng, CHANG Enjian. Image reconstruction of electrical capacitance tomography based on multi-scale densely connected network[J]. *Acta metrologica sinica*, 2024, 45(5): 678–684.
- [23] YE Z, BANASIAK R, SOLEIMANI M. Planar array 3D electrical capacitance tomography[J]. *Insight-non-destructive testing and condition monitoring*, 2013, 55(12): 675–680.
- [24] MA G, SOLEIMANI M. A versatile 4D capacitive imaging array: a touchless skin and an obstacle-avoidance sensor for robotic applications[J]. *Scientific reports*, 2020, 10(1): 11525.
- [25] HU Xiaohui, YANG Wuqiang. Planar capacitive sensors-designs and applications[J]. *Sensor review*, 2010, 30(1): 24–39.
- [26] LIU Bo, TANG Chenhui, TANG Kaihao, et al. A water fraction measurement method using heuristic-algorithm-based electrical capacitance tomography images post-processing technology[J]. *IEEE access*, 2020, 8: 206418–206426.
- [27] OSPINA-ACERO D, MARASHDEH Q M, TEIXEIRA F L. Relevance vector machine image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography with expli-

- cit uncertainty estimates[J]. *IEEE sensors journal*, 2020, 20(9): 4925–4939.
- [28] FANG Weifu. A nonlinear image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography[J]. *Measurement science and technology*, 2004, 15(10): 2124–2132.
- [29] 孙一心, 钟莹, 王向鸿, 等. 电容式触觉传感器信号检测系统的设计[J]. *纳米技术与精密工程*, 2015(1): 28–33. SUN Yixin, ZHONG Ying, WANG Xianghong, et al. Design of signal detection system of capacitive tactile sensor array[J]. *Nanotechnology and precision engineering*, 2015(1): 28–33.
- [30] KE Guolin, MENG Qi, FINLEY T, et al. LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree[J]. *Advances in neural information processing systems*, 2017, 30: 1–9.
- [31] FRIEDMAN J H. Greedy function approximation: a gradient boosting machine[J]. *The annals of statistics*, 2001, 29(5): 1189–1232.
- [32] 丁建立, 孙玥. 基于 LightGBM 的航班延误多分类预测[J]. *南京航空航天大学学报*, 2021, 53(6): 847–854. DING Jianli, SUN Yue. Multi-classification prediction of flight delay based on LightGBM[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2021, 53(6): 847–854.
- [33] MOCKUS J. Application of Bayesian approach to numerical methods of global and stochastic optimization[J]. *Journal of global optimization*, 1994, 4(4): 347–365.
- [34] 李亚茹, 张宇来, 王佳晨. 面向超参数估计的贝叶斯优化方法综述[J]. *计算机科学*, 2022, 49(S1): 86–92. LI Yaru, ZHANG Yulai, WANG Jiachen. Survey on Bayesian optimization methods for hyper-parameter tuning[J]. *Computer science*, 2022, 49(S1): 86–92.

### 作者简介:



许晓丽, 硕士研究生, 主要研究方向为电容传感器、机器人触觉感知。  
E-mail: [suger-xu@hotmail.com](mailto:suger-xu@hotmail.com)。



郭旭东, 教授, 中国自动化学会智能自动化专业委员会委员, 主要研究方向为嵌入式系统设计、智能传感器和智能诊断系统图像处理算法。  
E-mail: [guoxd@usst.edu.cn](mailto:guoxd@usst.edu.cn)。



刘华平, 教授, 中国人工智能学会理事、中国人工智能学会认知系统与信息处理专业委员会秘书长, 吴文俊人工智能科学技术奖获得者。主要研究方向为机器人感知、学习与控制和多模态信息融合。主持国家自然科学基金重点项目 2 项, 发表学术论文 100 余篇。E-mail: [hpliu@tsinghua.edu.cn](mailto:hpliu@tsinghua.edu.cn)。