

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514742

基于柔性压阻传感器的智能交互控制系统研究*

吕春雨, 郑涵宇, 李 烨, 刘 洋, 谢梦莹

(天津大学精密仪器与光电子工程学院 天津 300072)

摘 要:针对手部功能受限人群在桌面办公等场景对传统鼠标功能还原方案的迫切需求,尽管国内外已提出多种智能化交互架构,但现有系统在感知维度、映射精度与个性化适配方面仍存在显著缺陷。为此,从基础传感单元设计出发,利用 KOH 离子诱导凝胶化反应与逐层抽滤工艺,设计并制备了一种新型 MXene/MWCNT/MXene 夹层敏感结构,并结合叉指电极与 PDMS 封装层组装成柔性压阻传感器。得益于该夹层结构形成的高稳定性导电通路,传感器不仅具备 10.97 kPa^{-1} 的高灵敏度 and 100 ms 的快速响应,还能够在 800 次循环持续加载过程中,保持信号波动范围始终控制在 5% 以内,展现出了优异的机械与电学稳定性。在此基础上,将该传感器与惯性传感器和旋转电位器集成,构建融合“按压-旋转-位移”多模态信息的智能交互控制系统。系统通过滑动窗口多尺度特征提取方法,构造出可同步获取信号局部动态特征与全局稳态特征的融合特征向量,并采用图神经网络(GNN),对传统鼠标的 12 类典型交互动作实现了 97.2% 的平均识别准确率。同时,引入基于用户行为向量的个性化阈值调整策略,使智能交互系统的整体识别准确率进一步提高了 5.4%,误触率降低了 30%。该研究结果不但为手部功能受限人群提供了高鲁棒性交互方案,也为人机交互系统的个性化适配奠定了技术基础。

关键词:压阻传感器;多模态传感;深度学习;智能交互系统

中图分类号: TH703 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Flexible piezoresistive sensors for intelligent interaction application

Lyu Chunyu, Zheng Hanyu, Li Ye, Liu Yang, Xie Mengying

(School of Precision Instrument and Opto-electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: To address the demand for mouse-equivalent access among people with upper-limb impairments, numerous intelligent interaction frameworks have been proposed. However, existing systems still exhibit significant limitations in terms of perception dimensionality, mapping accuracy, and personalized adaptation. Therefore, starting from the design of the fundamental sensing unit, a novel MXene/MWCNT/MXene sandwich-structured sensitive layer is designed and fabricated using a KOH-ion-induced gelation reaction combined with a layer-by-layer vacuum filtration process. Based on this sandwich-structured sensitive layer, a flexible piezoresistive sensor is assembled by integrating interdigital electrodes and a PDMS encapsulation layer. Benefiting from the robust conductive pathways, the developed sensor exhibits 10.97 kPa^{-1} sensitivity and 100 ms fast response time, as well as below 5% drift over 800 loading cycles, demonstrating excellent mechanical and electrical stability. On this basis, the proposed sensor is integrated with an inertial measurement unit (IMU) and a rotary potentiometer to construct an intelligent interactive control system that fuses multimodal information, including pressing, rotation, and displacement. The system employs a sliding-window-based multi-scale feature extraction method to construct a fused feature vector that simultaneously captures local dynamic characteristics and global steady-state features. This fused representation is then processed by a graph neural network (GNN), achieving an average recognition accuracy of 97.2% across 12 typical mouse interaction actions. Meanwhile, a user-specific thresholding method that tracks individual behavior vectors boosts overall accuracy by 5.4% while reducing false-trigger rates by 30%. The proposed approach offers a highly robust interaction solution for users with hand-function impairments and lays the groundwork for personalized adaptation in intelligent human-computer interaction systems.

Keywords: piezoresistive sensor; multimodal sensing; deep learning; intelligent mouse system

0 引言

人机交互技术作为实现“人-机”指令传递与反馈的核心纽带,近年来已经被广泛应用于虚拟现实、工业控制及智能家居等关键领域^[1-3]。在当前交互设备体系中,具有标准化操控逻辑与硬件架构的鼠标及键盘等经典交互设备,为用户在桌面计算和办公自动化等通用场景中提供了稳定的操作体验。然而,这类标准化交互设备对手部动作的强依赖性却对手部功能受限人群造成了明显的使用障碍,使其难以高效完成信息交互与虚拟环境操作等日常需求。因此,有必要研发一种新型人机交互设备,为该群体提供门槛低且适应性高的日常交互媒介。

柔性压力传感器是决定智能交互系统中指令转化准确性的核心感知单元之一^[4-6],尤其是具备灵敏度高、结构简单等显著优势的压阻式传感器,展现出了巨大的应用潜力^[7-9]。迄今,已有诸多研究团队通过材料复合与结构设计等途径实现了高性能柔性压阻传感器的制备。众多研究表明,弹性基体与导电填料的多元复合是制备高性能柔性压阻材料的有效策略^[10-12]。同时,在压阻敏感层内引入微纳结构,可诱导显著的局部应力集中并调控导电通路的重构过程,该协同效应不仅为压阻传感器的灵敏度跃升提供了额外增益,还有效降低了其动态响应时间^[13-15]。2024年Mo等^[16]利用激光直写工艺制备了一种基于MXene掺杂石墨烯的高电阻率压阻敏感材料。该敏感材料使传感器实现了 2.13 kPa^{-1} 的灵敏度与 13 ms 的快速响应。2025年Zhang等^[17]通过静电纺丝技术开发了一种基于半球结构与MXene/纤维素多孔纤维复合的压阻传感器。得益于复合材料体系与微纳结构的协同增敏机制,该传感器实现了 21.457 kPa^{-1} 的灵敏度与 41.84 ms 的动态响应时间。然而,尽管现有的柔性压阻传感器已经具备了卓越的传感性能,但在制备周期以及导电网络稳定性等方面仍存在局限性。因此通过低成本且可快速成型的工艺流程制备一种高稳定性压阻敏感层仍然是亟待解决的问题。

信号处理与动作识别为决定交互指令映射可靠性的核心环节,近年来国内外研究团队已开始通过传感器与智能算法的协同设计,致力于智能人机交互系统的高效集成研究^[18-20]。2019年Wang等^[21]在镜框嵌入微型陀螺仪,提出AirMouse系统,并利用决策树模型对6种头部动作进行判别并精准映射至鼠标操作指令。2023年Wang等^[22]结合压力传感器与神经网络成功将多种手势转换为英文字母和数字,其识别准确率超过98%。然而,受感知维度所限,此类系统在复杂场景下难以兼顾识别精度与利用率,因此多模态传感融合^[23-25]已成为智能交互设备开发的重要策略。2020年Siddiqui等^[26]利用

IMU传感器与声学测量以超过80%的准确率实现了对13种手势的分类。2024年Zhang等^[27]结合表面肌电信号与压力图提出了一种共贴式多模态臂带系统,并利用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)模型对9类手势实现了高于88%的识别准确率。然而,现有研究缺乏与硬件装置的深度融合,导致实用性系统验证受限。因此耦合多模态传感与硬件设计开发强实用性人机交互系统仍是待解难题。

综上,针对传感器制备和算法-硬件协同适配两个核心问题,利用KOH离子诱导分散策略与逐层抽滤工艺,制备基于MXene/MWCNT/MXene夹层结构的柔性压阻传感器。归因于新型夹层结构形成的稳定导电网络,该传感器具有 10.97 kPa^{-1} 的灵敏度与 100 ms 的响应时间,且在连续800次循环测试中信号幅度变化仅为5%。同时,将该传感器、IMU传感器和旋转电位器与摇杆结合,开发了集成“按压-旋转-位移”多模态传感的智能鼠标交互系统。该系统不仅能准确识别12类典型复合动作,还可基于用户操作行为构建个性化特征向量并调整系统参数配置,为实现高准确率的传统鼠标功能映射提供保障,也为智能人机交互系统的个性化参数适配提供了有效的技术途径。

1 基于夹层结构的柔性压阻传感器

1.1 传感器结构与制备流程

柔性敏感层导电通路的可控变化特性是决定压阻传感器性能的关键因素之一,而具有优异的导电性能与柔性加工兼容性的多壁碳纳米管(multiwall carbon nanotube, MWCNT)与MXene材料,为制备高稳定性压阻层奠定了材料基础^[28-31]。其中,以 $\text{Ti}_3\text{C}_2\text{T}_x$ 为代表的二维片层MXene,能够形成致密且连续的导电网络并与电极形成良好的界面适配。而MWCNT的高长径比管状结构则可以搭建起“桥梁式”三维骨架,赋予导电网络强回弹和抗形变能力。因此,结合两种材料的优势,本研究提出一种基于MXene/MWCNT/MXene夹层结构的柔性压阻敏感层,为传感器在载荷下保持信号稳定提供结构支撑。

压阻传感器的结构如图1所示,自上而下依次设置聚二甲基硅氧烷(polydimethylsiloxane, PDMS)封装层、MXene/MWCNT/MXene压阻层、叉指电极层以及底层PDMS封装层。

其中,压阻层采用逐层真空抽滤法进行制备,如图2所示。

分别将 10 mg 的MXene和MWCNT分散于 30 ml 去离子水中,超声 60 min 获得均匀稳定的分散液。首先以 0.1 MPa 负压抽滤将MXene分散液,使待纳米片完全沉

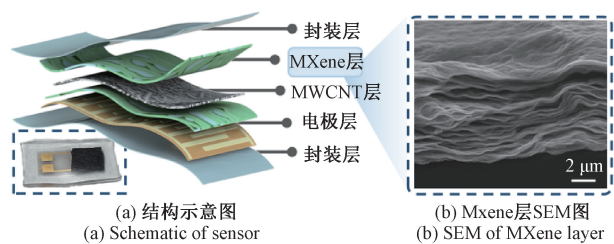


图 1 柔性压阻传感器结构

Fig. 1 Schematic of flexible piezoresistive sensors

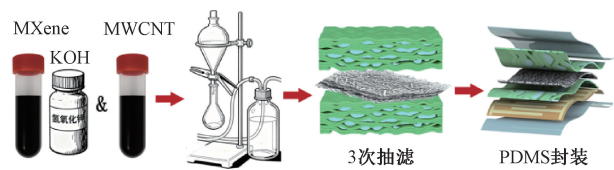


图 2 压阻传感器制备流程

Fig. 2 Fabrication process of flexible piezoresistive sensors

积在滤膜表面。然后倒入 MWCNT 分散液进行第 2 次抽滤与沉积,加入 MXene 分散液再次重复该步骤。抽滤结束后,将湿膜置于 80℃ 烘箱干燥。完全脱水后剥离即可得到柔性 MXene/MWCN/MXene 压阻层。利用激光切割将压阻层裁成为 5 mm×5 mm 方形片材,置于洁净的叉指电极上方,以 PDMS 薄膜包覆并进行热压合处理,从而完成传感器的稳定封装。

为克服 MXene 水分散液在抽滤时因致密堆叠^[32]导致的压阻层制备效率低下问题,引入了氢氧化钾 (potassium hydroxid, KOH) 离子诱导凝胶化策略^[33]。将定量 KOH 颗粒加入 MXene 分散液中充分震荡,静置 10 min 待分散液发生凝胶化反应,即获得具有流动性的 MXene 微凝胶分散体。为系统评估 KOH 对抽滤效率的影响,设置了 0、0.10、0.25 与 0.50 g 这 4 个 KOH 质量梯度,并分别测定了 MXene 薄膜的制备时间及电导率,结果如表 1 所示。

表 1 MXene 薄膜的制备时间与电导率		
Table 1 Preparation time and conductivity of MXene layer		
KOH 含量/g	抽滤时间	电导率/(S·cm ⁻¹)
0	> 4 h	1 500
0.10	1 800 s	820
0.25	300 s	780
0.50	100 s	740

数据显示,未添加 KOH 的 MXene 分散液抽滤耗时超 4 h,而随着 KOH 用量的增加,抽滤时间显著缩短,最低仅需 100 s。这是由于 K⁺ 离子可屏蔽 MXene 片层间的

静电斥力,削弱例了片层间的紧密堆积并拓宽微孔通道从而加速水分排出。然而,过量 KOH 会牺牲 MXene 薄膜的电导率。因此,综合权衡制备效率与电学性能,后续实验将选择 0.25 g 的 KOH 作为 MXene 微凝胶分散液的最佳添加量。

1.2 传感器性能测试与传感原理

灵敏度作为传感器识别微小形变能力的核心指标之一,根据式 (1) 可被定义为单位压力下的电阻相对变化率。

在基于 MXene/MWCNT/MXene 夹层结构的柔性压阻传感器中,过量 MWCNT 的引入虽有助于增强三维骨架网络的电导率,但对压阻增益的提升作用有限。因此由 MXene 层堆叠决定的导电通路数量,成为了研究传感器灵敏度影响机制中的首要变量。

在分散液制备过程中,固定 MWCNT 质量为 10 mg,并设置 MXene 的质量梯度为 5、7.5、10 和 12.5 mg 这 4 组样品依次制备柔性压阻层。扫描电子显微镜对 MXene 层厚度的表征结果显示,随着 MXene 质量的增加,抽滤后形成的膜厚相应递增,分别为 6.70、10.05、13.40 和 16.75 μm。将上述 4 种压阻层分别与叉指电极组装成传感器,并利用力学测试平台系统评估其传感性能。

$$S = \frac{R - R_0}{R_0}$$

(1)

图 3 记录了 4 种压阻传感器灵敏度曲线,可清晰观察到 MXene 厚度对灵敏度的调控趋势。随着 MXene 含量的提高,传感器灵敏度表现出先上升再下降的趋势。当 MXene 的含量为 10 mg 时传感器表现出最优灵敏度,并呈现三段式宽量程特性。尤其是在 0~3 kPa 低压段,传感器灵敏度高达 10.97 kPa⁻¹,而处于 3~10 kPa 与 10~20 kPa 中压段时,灵敏度仍可以保持 3.54 与 0.55 kPa⁻¹,这为传感器应用于从微弱接触到较大按压力度的宽范围测量场景奠定了基础。

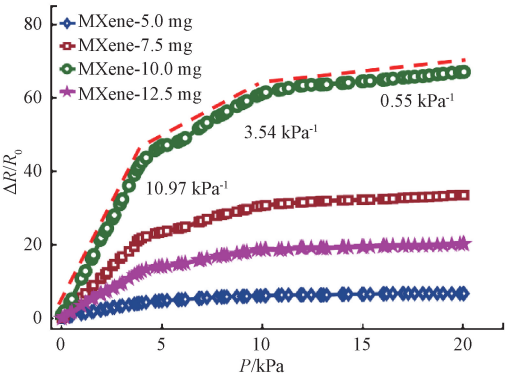


图 3 不同 MXene 含量压阻传感器的灵敏度

Fig. 3 Sensitivities of sensors with different MXene contents

图 4 展示了 MXene/MWCNT/MXene 夹层结构压阻传感器在宽压力范围内实现高灵敏度的传感机制。在微小外力作用下,压阻层发生压缩形变,引起 MXene 层间距离减小和片层接触面积增加^[34],同时与管状 MWCNT 之间形成更多接触点。这两种结构协同作用显著增加了导电通道的数量,从而导致接触电阻明显降低。随着外部压力的进一步增大,压阻层的形变能力逐渐减弱,导电通道数量的增长速率相应减缓,灵敏度因而呈现逐渐衰减的趋势。在此机制中,MXene 质量对构建连续完整的导电网络及调控与 MWCNT 间接触位点数量具有决定性作用。因此,需控制 MXene 质量,避免因片层网络结构的过疏或堆叠过密,而限制其接触电阻的调控范围,进而导致灵敏度下降并在高压区出现响应平台化现象。

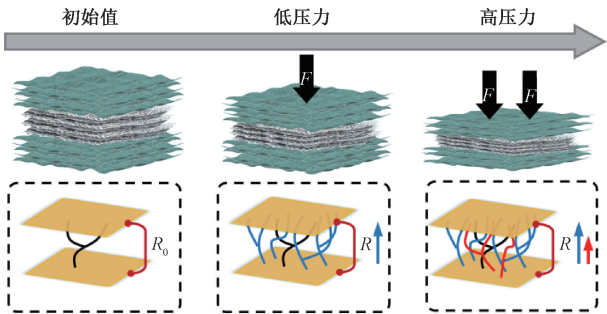


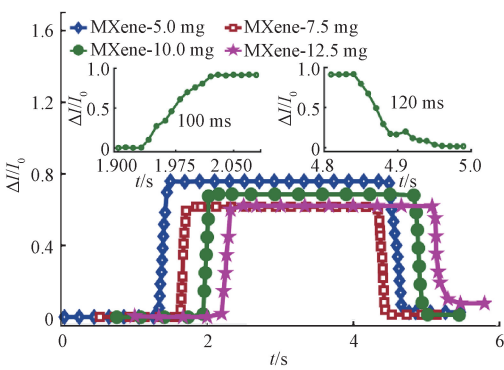
图 4 传感原理
Fig. 4 Sensing mechanism

响应时间与恢复时间是评价传感器动态响应性能的关键参数,直接影响在高实时性应用场景中的适用性。根据图 5(a) 所示的测试结果,4 种传感器均表现出较短的响应时间和快速的恢复特性。尽管压阻层内部结构的紧密程度及抗变形能力存在差异,各传感器的动态响应时间有所不同,但响应时间均集中在 80~180 ms 范围,可初步满足实际应用的要求。基于对灵敏度与响应时间的综合考量,将选择添加 10 mg MXene 的传感器作为后续实验对象。同时,对该传感器的循环稳定性进行了验证。在连续 800 次循环测试中,传感器输出信号波形未出现明显漂移或畸变,电阻变化波动范围始终稳定在 $\pm 5\%$,如图 5(b) 所示。该结果表明传感器具备优异的信号重复性与长期工作可靠性,为其在实时信息反馈系统中的实际应用提供了实验依据。

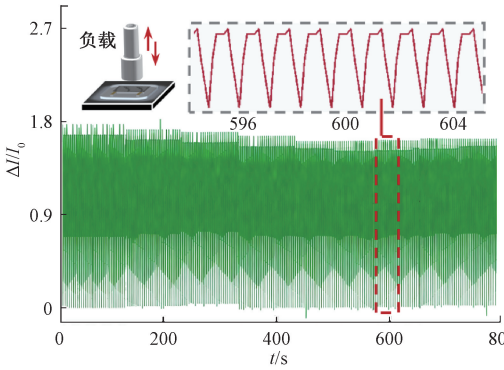
2 基于多模态传感的智能鼠标系统

2.1 智能鼠标交互系统架构设计

目前,面向手部功能受限群体开发的多数人机交互设备,普遍存在感知维度单一、操作动作与鼠标功能之间映射准确率低且功能覆盖不足等问题,难以满足对精细



(a) 不同 MXene 含量传感器的响应时间
(a) Response times of sensors with different MXene contents



(b) 传感器的循环稳定性
(b) Cyclic stability of the sensor

图 5 压阻传感器的性能参数
Fig. 5 Performances of piezoresistive sensors

点击、拖拽、滚动等复合操作的需求。因此,以“零指尖操作”理念,设计了一种融合多模态传感器的智能鼠标系统。该系统以摇杆为载体,集成 3 种异构传感器,同步获取按压、旋转及位置 3 类物理信号,从而将传统鼠标的点击、移动等基础功能,以及程序启动、视角切换等复杂指令完整映射至操作动作中,为手部功能受限用户在日常生活与数字环境中提供高适配性的交互体验。

如图 6 所示,该系统传感模块以摇杆作为结构载体,柔性压阻传感器贴附于摇杆底部接触面,直接感受垂直压力,实现对轻按、重按及长按等操作的压力-强度连续编码;X/Y 轴旋转电位器嵌于摇杆转轴根部,能够捕捉推动摇杆过程中产生的角度变化,为光标移动与方向控制

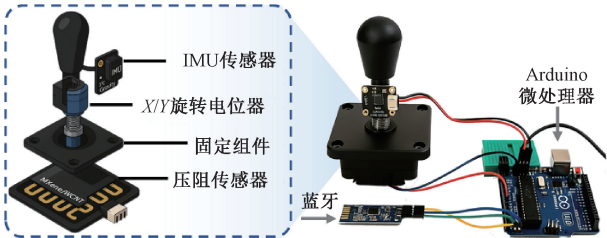


图 6 基于多模态传感的智能鼠标结构
Fig. 6 Schematic of mouse based on multimodal sensing

类交互行为提供判断依据;惯性 (inertial measurement unit, IMU) 传感器则固定于摇杆杆体中部,实时提供轴向加速度、角速度与姿态变化等动态信息,是系统判断晃动、倾斜及运动持续性等更加复杂动作的补充信息源。

基于上述 3 种传感器在功能上的互补机制,该系统通过对其输出信号幅度与波形的协同配置,可实现对传统鼠标 12 种典型交互模式的一一映射,具体信号特征与功能对应关系如表 2 所示。

表 2 12 类典型交互操作行为

Table 2 12 types of interaction operational behaviors			
序号	操作行为类型	对应功能	传感器信号特征
1	轻按	鼠标左键点击	压力短脉冲峰值
2	中度按压	鼠标右键点击	2 倍压力短脉冲峰值
3	重压+拖动	拖动选中区域	持续高压+IMU 小幅抖动
4	摇杆移动	光标方向控制	IMU 加速度波动>200 ms
5	摇杆快速旋转	切换武器/角色	电位器角速度高频突变
6	轻微倾斜	滚动页面	IMU-Y 轴角度缓慢变化
7	左右抖动	快速切换任务	IMU 加速度抖动频率>2 Hz
8	长按 3 s	确认、启动程序	持续高压>3 s
9	单击+倾斜	打开文件	短脉冲+IMU-Y 角度变化
10	双击+重按	强制关闭	短双脉冲+高压>1 s
11	按压+移动	菜单选择并执行	持续高压+IMU 方向偏移
12	静息状态	待机/无操作	所有传感器稳定平缓

在传感器硬件集成的基础上,图 7 进一步展示了该系统实现多维信号的采集与融合并映射为鼠标指令的信息链路和功能框架。

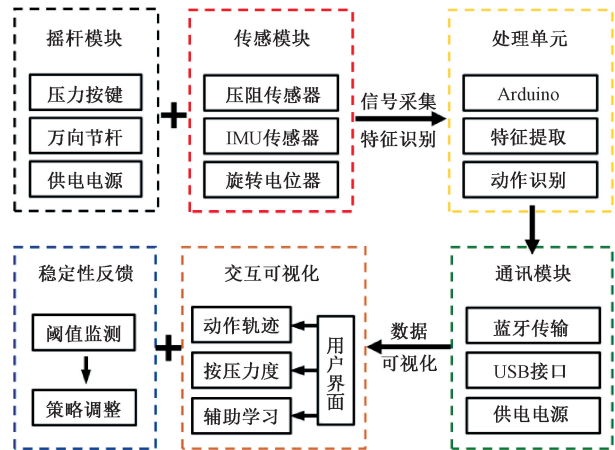


图 7 智能鼠标系统功能结构

Fig. 7 Functional diagram of intelligent mouse system

其中摇杆模块与传感模块共同组成物理传感层,能够准确感受到不同交互模式下操作动作的变化,为后续

处理提供精准的数据源;处理单元以 Arduino 微控制器为核心,承担数据采集、信号处理、特征提取和融合计算等功能,确保不同交互模式的准确区分与快速响应;通讯模块支持 USB 连接与蓝牙无线通讯两种方式,承担指令数据的传输任务,确保信号能在摇杆与计算机之间高效流转;交互模块通过 GUI 界面集成动作轨迹与按压力度可视化功能,帮助用户直观感知操作状态,提升操作可学习性;稳定性反馈模块负责监测系统功能映射的准确性,为基于用户行为习惯实现个性化系统参数设置提供技术支持。

2.2 多模态数据处理与动作分类

数据采集与处理是实现人机交互系统对动作分类实现精准分类的基础。在提出的智能鼠标系统中,压阻传感器与 X/Y 轴旋转电位器的输出信号,通过模数转换器实时转化为归一化电阻变化率 $P_z(t)$ 和角度变量 $\theta_x(t)$ 、 $\theta_y(t)$ 。其中角度变量将会进一步被线性映射至 $[0, \theta_{\max}]$ 范围。IMU 传感器的信号则通过 I²C 接口输出 X/Y 两轴的加速度 $a_x(t)$ 和 $a_y(t)$ 与角速度 $w_x(t)$ 和 $w_y(t)$ 。由于不同的数据采集方式在采样频率上存在差异,为保证时序一致性,采用线性插值方法对原始信号进行时间轴对齐,并通过式(2)重构出任意时间点的信号值,保证各模态数据在同一时间基准下具备统一表达能力。

$$x'(t) = x(t_1) + \frac{x(t_2) - x(t_1)}{t_2 - t_1}(t - t_1) \tag{2}$$

式中: $x(t_1)$ 和 $x(t_2)$ 分别为相邻两个采样时刻的信号值, $x'(t)$ 表示插值后任意时刻的重构信号。经过上述处理,所有模态信号被统一映射至相同采样频率,从而构建标准化同步输入矩阵 $\mathbf{H}(t)$, 如式(3)所示。

$$\mathbf{H}(t) = [\theta_x(t), \theta_y(t), P_z(t), a_x(t), a_y(t), w_x(t), w_y(t)] \tag{3}$$

完成数据同步后,为降低原始信号中高频噪声与偶发性抖动对后续特征提取与动作识别稳定性的影响,系统将引入滑动平均滤波方法,如式(4)所示,对所有通道数据进行平滑处理以提升数据质量。

$$u[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} x[n+k] \tag{4}$$

其中, $x[n]$ 为原始信号, N 为滑动窗口大小, $u[n]$ 为输出的平滑信号值。为在有效滤除高频干扰的同时保留关键动作特征,实验确定窗口长度 $N=5$ 实现局部平滑。进一步地,采用最小-最大归一化方法将各模态信号统一映射至 $[0, 1]$ 区间,如式(5)所示,以消除因传感器量程差异导致的数值尺度不一致问题。最终,获得结构清晰、波动稳定且具备统一时间基准的标准化数据向量如式(6)所示。

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (5)$$

$$\tilde{\mathbf{H}}(t) = [\tilde{\theta}_x(t), \tilde{\theta}_y(t), \tilde{P}_z(t), \tilde{a}_x(t), \tilde{a}_y(t), \tilde{w}_x(t), \tilde{w}_y(t)] \quad (6)$$

基于预处理后的标准化数据,采用滑动窗口统计方法进行时域特征提取。具体而言,对各模态信号以 0.5 s 为窗长、0.25 s 为步长进行滑动切片,并在每个窗口内依据式(7)~(9)计算均值、波动强度及信号范围 3 项核心统计量,分别刻画动作幅值的平均水平、速度变化的剧烈程度以及持续性的边界信息。

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_i[n] \quad (7)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_i[n] - \mu_i)^2 \quad (8)$$

$$\begin{cases} x_{i,\max} = \max(x_i[n]) \\ x_{i,\min} = \min(x_i[n]) \end{cases} \quad (9)$$

式中: $x_i[n]$ 表示第 i 类模态在窗口内的采样序列。逐帧提取后,可拼接形成时域特征向量 $\mathbf{F}(t)$,如式(10)所示。

$$\mathbf{F}(t) = [\mu_i, \sigma_i^2, x_{i,\max}, x_{i,\min}]_{i=1}^7 \quad (10)$$

为验证上述方法对数据处理的有效性,实验招募 5 名受试者,针对表 2 所列 12 类交互行为各重复采集 100 次。图 8 中展示了对一组样本经特征提取后的结果,从中可以看出,各模态信号在时域上呈现显著可分的差异,这为后续识别模型提供了高分度度的输入基础。

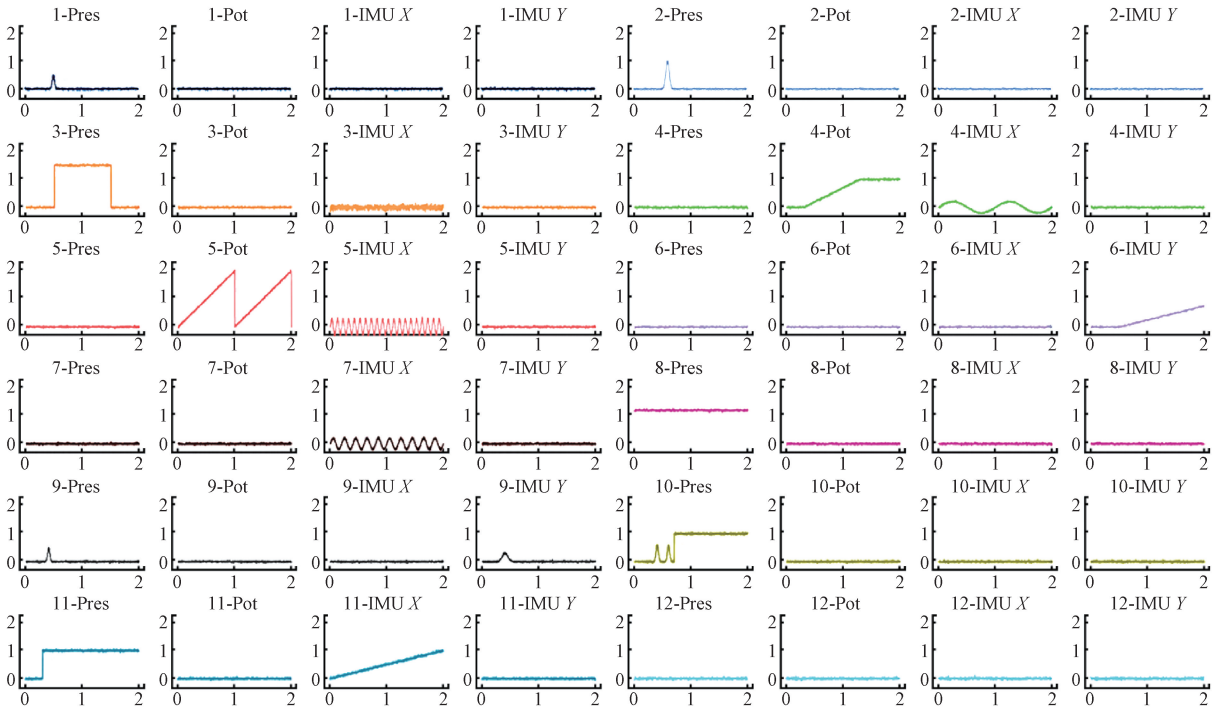


图 8 12 类操作行为的传感器输出信号处理结果

Fig. 8 Processing results of sensor output signals for 12 types of operational behaviors

为进一步增强对复杂交互行为的表征能力,引入多尺度自适应机制,利用式(11)量化相邻窗口特征差异,实时评估交互状态变化幅度,并据此动态调整滑动步长,实现突发细节与长期趋势的同步捕获。另外,考虑到不同行为在时间维度上的差异性,系统并行提取 1 s 固定窗长的全局特征,并与前述局部特征融合,最终构建维度为 $7 \times 4 \times 2$ 的融合特征向量 $\mathbf{H}_{\text{fusion}}$,全面刻画多模态信号的局部动态与全局稳定特征。

$$\Delta H_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |F_i^{(t)} - F_i^{(t-1)}|^2 \quad (11)$$

为充分捕捉模态间的协同关系来提升交互行为的识别精度,引入图神经网络(graph neural network, GNN)以

刻画多模态特征的空间依赖关系^[35]。同时,引入 1)可以捕捉时间动态演化特征的循环神经网络(recurrent neural network, RNN);2)能够建立高阶多元协同关系的超图神经网络(hypergraph graph neural network, HGNN)作为对照。实验部分将样本按 8:2 比例随机划分为训练集与测试集,并使 3 种模型独立执行分类任务。根据图 9 呈现的混淆矩阵可见,GNN 在平均分类准确率上达 97.2%,显著优于其他模型,即使是对于“轻按”与“中按”这类差异细微的操作仍能实现精准区分。

表 3 进一步统计了 3 类模型的训练及推理耗时,尽管 RNN 模型推理速度最快,但由于忽略了模态间的空间关联关系,识别精度明显受限。HGNN 虽具备高阶建模

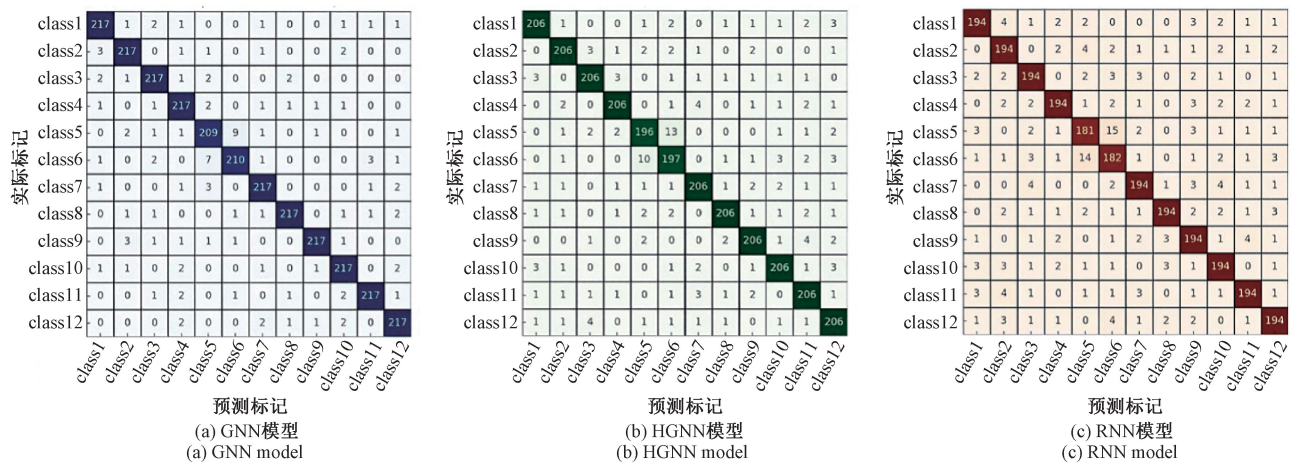


图9 3种模型对12类操作行为分类结果的混淆矩阵

Fig. 9 Confusion matrix of classification results for 12 types of operational behaviors using three models

表3 RNN、GNN、HGNN 模型分类结果

Table 3 Models classification results of RNN, GNN, HGNN

模型类别	识别准确率	训练时间/s	平均单样本 推理时间/ms
GNN	0.972	123.5	5.2
HGNN	0.946	198.2	7.8
RNN	0.914	72.8	3.4

能力,但参数量大和计算复杂度高导致了训练与推理时间消耗大幅上升,且在本任务中分类准确率仅为 94.6%,未能充分发挥其理论优势。因此,综合精度与效率权衡,最终采用 GNN 作为多模态鼠标交互系统的核心识别模型。

2.3 用户行为驱动个性化系统配置

用户在面对传统的人机交互系统时,需被动适应固定的操作逻辑以及面临响应阈值所导致的识别准确率下降等问题。基于 Python 开发了一套交互行为可视化图形用户界面,为用户提供鼠标运动轨迹与按压力度的实时操作状态监测窗口。其中,运动轨迹绘制依赖于积分处理 IMU 传感器数据实现对用户相对位移与姿态角变化的估算,进而完成摇杆运动到鼠标光标移动的映射。压力模块则将归一化电阻变化转换为笔画线宽,实现施力大小与视觉反馈的直接对应。

为加速用户对多模态交互逻辑的适应,基于上述可视化框架开发了压力绘图与智能赛车两种辅助学习模式。如图 10(a)所示,压力绘图通过将压力值同步映射至画笔的颜色深度与笔迹粗细两个维度,用户可通过观察图形的视觉变化,直观感知按压力度的细微波动。如图 10(b)所示,智能赛车模式则要求用户协调控制摇杆的移动方向与按压力度,从而将传感数据映射为车辆行

进方向与行驶速度,使用户完成指定赛道任务的同时强化手部协调控制。

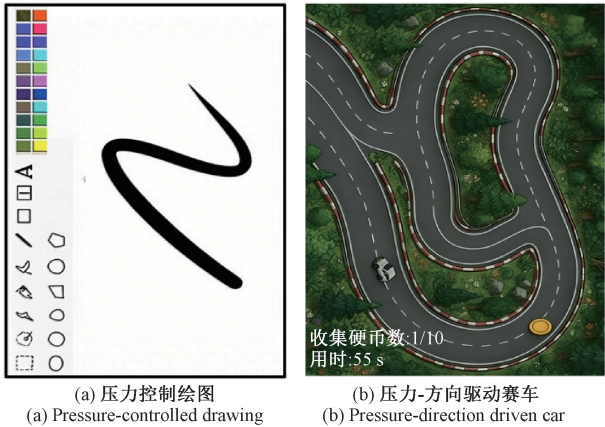


图10 智能鼠标系统交互反馈可视化

Fig. 10 Visual feedback of intelligent mouse system

为量化用户操作稳定性并抑制误触,系统利用学习与使用阶段累积的行为数据,在 3 s 滑动窗口内以 1 s 间隔更新样本集,提取操作误触率 R_{false} 、平均施压时长 T_{press} 和抖动均幅 A_{shake} 这 3 个维度的核心指标,构建用户风格向量 U ,如式 (12) ~ (14) 所示。

$$R_{false} = \frac{N_{idel}}{N_{total}} \quad (12)$$

$$A_{shake} = \frac{1}{N} \sum_{i=2}^N (P_z(i) - P_z(i-1))^2 \quad (13)$$

$$U = [R_{false}, T_{press}, A_{shake}] \quad (14)$$

式中: N_{idel} 为静息状态被误判为有效操作的采样数; N_{total} 为窗口内总采样数。

图 11 记录了系统对用户风格向量特征参数的监测结果,当向量 U 中不少于两个分量连续多帧超过预设阈

值时,系统将提示用户进入稳定模式完成点击判定阈值自整定界面,从而有效过滤因个体施力习惯不稳定而导致的误触行为。

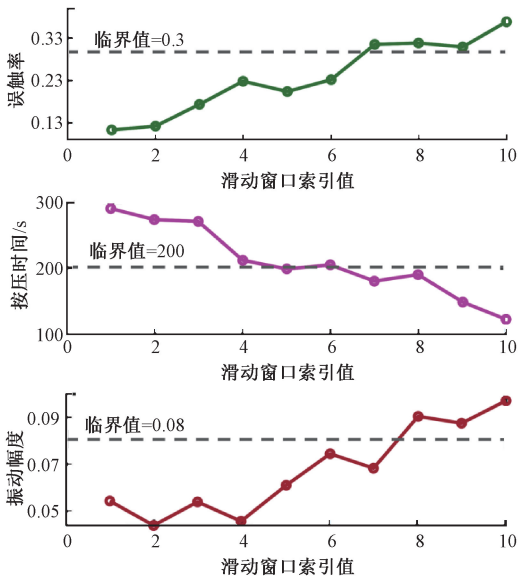


图 11 基于用户操作行为的系统稳定性监测
Fig. 11 System stability monitoring based on user behaviors

为验证该个性化配置机制在提升系统鲁棒性与抑制误识别方面的有效性,设计了一组对比实验。邀请 5 名受试者,在稳定模式启用前后分别执行非连续、节奏紊乱及故意误触这 3 类模拟任务。表 4 统计表明,尽管启用稳定模式后系统识别延迟略有增加,但整体识别准确率提升至 93.4%,误触率下降超过 30%,且抖动幅度亦显著降低。这一结果充分表明,基于用户风格向量 U 驱动的点击判断阈值调节策略能够有效适应不同用户的操作特性,为实现个性化人机交互系统的进一步开发提供了可行的技术路径。

表 4 稳定模式启用前后的系统性能

Table 4 System performance with and without stable mode				
模式状态	准确率/%	误触率/%	A_{shake}	平均延迟/ms
非稳定模式	88.6	12.8	0.127	85.3
稳定模式	93.4	8.4	0.071	91.6

3 结 论

利用简单的逐层抽滤工艺制备了一种基于 MXene/MWCNT/MXene 夹层结构的柔性压阻敏感层,归因于片状 MXene 的有序堆叠与管状 MWCNT 的结构韧性,该敏感层不仅在外力驱动下能够实现高稳定性导电通路重

构,还赋予了压阻传感器高灵敏度与快速响应能力。为发挥该传感器的性能优势,将其与 IMU 和旋转电位器集成于摇杆机构,构建了一套可高度还原传统鼠标功能的智能交互系统。通过协同多模态信息同步感知与多尺度自适应滑窗特征提取机制,系统有效融合了信号的局部动态细节与全局稳定特征,使 GNN 模型对 12 类典型鼠标操作实现了高精度分类。另外,系统还引入可视化传感反馈与用户风格变量,辅助用户个性化调整系统参数配置,显著改善了映射精度与误触率。本研究为手部功能受限人群在桌面办公等场景提供了高适配性人机交互设备,也为智能交互系统的个性化应用奠定了软硬件技术基础。

参考文献

[1] ZHAO Y J, MIAO L W, XIAO Y, et al. Research progress of flexible piezoresistive pressure sensor: A review [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24 (20): 31624-31644.

[2] 邹宇,周先春,潘志庚,等. 基于双阶时空交叉卷积 Transformer 的三维人体姿态估计方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39 (9): 159-171.

ZOU Y, ZHOU X CH, PAN ZH G, et al. 3D human pose estimation with dual-stage spatio-temporal convolutional transformer [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39 (9): 159-171.

[3] 商珂,祝佳航,陈大鹏,等. 面向遥操作机械臂的三维柔性触觉传感器 [J]. 仪器仪表学报, 2025, 46 (8): 311-320.

SHANG K, ZHU J H, CHEN D P, et al. Three-dimensional flexible tactile sensor for teleoperated robotic arms [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46 (8): 311-320.

[4] XU CH SH, CHEN J, ZHU ZH F, et al. Flexible pressure sensors in human-machine interface applications [J]. Small, 2024, 20 (15): 202306655.

[5] 梁瑞梅,李平华,刘阳,等. 基于 BP+NSGA-II 梳齿电容压力传感器结构多参数优化 [J]. 仪器仪表学报, 2025, 46 (3): 316-325.

LIANG R M, LI P H, LIU Y, et al. Multi-parameter optimisation of comb capacitive pressure sensors structure based on BP+NSGA-II [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46 (3): 316-325.

[6] 齐超群,彭思淇,张慧博,等. 基于阵列压力传感器的嵌套式递推分布力辨识 [J]. 仪器仪表学报, 2025, 46 (1): 1-10.

QI CH Q, PENG S Q, ZHANG H B, et al. Nested recursive identification for distributed force based on array

- pressure sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(1): 1-10.
- [7] WANG D K, MA G L, ZHANG X X, et al. Flexible pressure sensor composed of multi-layer textile materials for human-machine interaction applications[J]. ACS Sensors, 2025, 10(1): 350-359.
- [8] 刘瑛,张勇,吕克洪,等. PMMA/石墨烯异质压力传感器及传感特性分析[J]. 仪器仪表学报,2023,44(6): 99-106.
- LIU Y, ZHANG Y, LYU K H, et al. Pressure sensor based on PMMA/graphene hetero-film and its sensing characteristics[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6): 99-106.
- [9] 黄臻,于随然. 基于压力传感阵列的低成本高性能睡眠姿态监测系统[J]. 电子测量技术,2023,46(19):14-20.
- HUANG ZH, YU S R. Low-cost high-performance sleeping posture monitoring system based on pressure sensing array[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(19): 14-20.
- [10] ZHANG X Y, XU J M, CHEN ZH W, et al. A high sensing performance piezoresistive sensor based on TPU/c-MWCNTs/V2CTX-MXene electrospun film for human motion detection[J]. Journal of Alloys and Compounds, 2024, 1007: 176408.
- [11] KANG F, ZHANG W Q, LIU M L, et al. Highly flexible and sensitive Ti3C2 MXene@polyurethane composites for piezoresistive pressure sensor[J]. Journal of Materials Science, 2022, 57(27): 12894-12902.
- [12] BAI Y, ZHANG SH, JI J Y. Flexible pressure sensor decorated with MXene and multi-walled carbon nanotube composites for motion monitoring and electronic skin[J]. Journal of Materials Science: Materials in Electronics, 2024, 35(19): 1358.
- [13] YANG X L, HE F R, QIAO H H, et al. A breathable, highly sensitive, and wearable piezoresistive sensor with a wide detection range based on gradient porous PU@MXene/CNT film for electronic skin [J]. Polymers. 2025,17(11): 1530.
- [14] CHEN W, MA J, LI B, et al. Skin-inspired piezoresistive sensor based on hierarchical structures and lignocellulosic bioplastic electrodes with ultrahigh sensitivity [J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2025,17(48):65835-65847.
- [15] ZHANG B K, LI R H, WANG Y, et al. Template-free preparation of highly sensitive flexible pressure sensors with microtaper structure by MXene modification [J]. ACS Applied Polymer Materials, 2025, 7(17): 11618-11628.
- [16] MO CH W, TIAN Z H, WANG D B. A novel high-performance mxene-doped graphene pressure sensor[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(9): 14059-14067.
- [17] ZHANG X H, WANG Y J, ZHANG L, et al. Facile preparation of porous mxene/cellulose nanofiber composite for highly-sensitive flexible piezoresistive sensors in e-skin [J]. Chemical Engineering Journal, 2025, 505: 159369.
- [18] ZHAO Y L, REN X SH, LIAN CH, et al. Mouse on a ring: A mouse action scheme based on IMU and multi-level decision algorithm [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(18): 20512-20520.
- [19] MU G R, ZHANG Y, YAN ZH H, et al. Recent advancements in wearable sensors: Integration with machine learning for human-machine interaction [J]. RSC Advances, 2025, 15(10): 7844-7854.
- [20] PARK J, LEE Y, CHO S, et al. Soft sensors and actuators for wearable human-machine interfaces [J]. Chemical Reviews, 2024, 124(4): 1464-1534.
- [21] WANG ZH B, LI Y J, JIN B N, et al. Airmouse: Turning a pair of glasses into a mouse in the air[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(5): 7473-7483.
- [22] WANG Q ZH, LI Y Y, XU Q, et al. Finger-coding intelligent human-machine interaction system based on all-fabric ionic capacitive pressure sensors [J]. Nano Energy, 2023, 116: 108783.
- [23] WANG Y F, ZHANG X Y, LIU J Y, et al. Multi-model and naked-hand wearable sensing system based on direct writing Ag-TPU composite with porous microstructure for human-computer interactions[J]. Chemical Engineering Journal, 2025, 507: 160501.
- [24] YE Y, ZHANG Q, LI X T, et al. Improving static gesture recognition with capacitive sensor arrays by incorporating distance measurements[J]. Measurement, 2025: 118697.
- [25] DAWAR N, KEHTARNAVAZ N. Action detection and recognition in continuous action streams by deep learning-based sensing fusion[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(23): 9660-9668.
- [26] SIDDIQUI N, CHAN R H M. Multimodal hand gesture recognition using single IMU and acoustic measurements at wrist[J]. Plos One, 2020, 15(1): e0227039.
- [27] ZHANG SH, ZHOU H, TCHANTCHANE R, et al. Hand gesture recognition across various limb positions using a multimodal sensing system based on self-adaptive data-fusion and convolutional neural networks (CNNs)[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(11): 18633-18645.

- [28] SU Y, MA K N, MAO X R, et al. Highly compressible and sensitive flexible piezoresistive pressure sensor based on MWCNTs/Ti3C2Tx MXene@ melamine foam for human gesture monitoring and recognition [J]. *Nanomaterials*, 2022, 12(13): 2225.
- [29] ZHOU Y, HAN B, MA P P. Ti3C2Tx/MWCNTs based sandwich-type hybrid microstructure for high-performance flexible pressure sensor [J]. *Materials Letters*, 2025, 399: 139090.
- [30] QIN R ZH, NONG J, WANG K Q, et al. Recent advances in flexible pressure sensors based on MXene materials [J]. *Advanced Materials*, 2024, 36(24): 2312761.
- [31] MOHAJER F, ZIARANI G M, BADIEI A, et al. MXene-carbon nanotube composites: Properties and applications [J]. *Nanomaterials*, 2023, 13(2): 345.
- [32] ZHANG H T, HE H Y, HUANG Y X, et al. Simultaneously addressing self-stacking and oxidative degradation issues of Ti_3C_2Tx mxene through biothermochemistry induced 3D crosslinking [J]. *Applied Surface Science*, 2023, 639: 158183.
- [33] WANG J F, KANG H, MA H X, et al. Super-fast fabrication of mxene film through a combination of ion induced gelation and vacuum-assisted filtration [J]. *Engineered Science*, 2021, 15: 57-66.
- [34] LEE S, WON C, AHN J, et al. Stacked mulberry paper coated with mxene for highly sensitive pressure detection with wide sensing range [C]. 2025 IEEE 38th International Conference on Micro Electro Mechanical Systems, 2025: 869-872.

- [35] DEEPIKA R, KONDOJU C S, BOKKA P R, et al. Hand gesture recognition using CNN-GNN [C]. 2024 3rd International Conference on Automation, Computing and Renewable Systems, 2024: 1482-1487.

作者简介



吕春雨, 2020 年于沈阳工业大学获得学士学位, 2023 年于天津大学获得硕士学位, 现为天津大学博士研究生, 主要研究方向为柔性压力传感器的结构设计 with 性能优化及其在医疗健康与机器人领域的相关应用。

E-mail: chunyu_lv@tju.edu.cn

Lyu Chunyu received his B. Sc. degree from Shenyang University of technology in 2020, his M. Sc. degree from Tianjin University in 2023. He is currently pursuing his Ph. D. degree at Tianjin University. His main research interests include the design of flexible pressure sensors and their related applications in the fields of medical health and robotics.



谢梦莹 (通信作者), 2010 年于天津大学获得学士学位, 2015 年于新西兰奥克兰大学获得博士学位, 现为天津大学英才副教授, 主要研究方向为多功能触觉传感器设计、视-触觉融合传感优化及其在机器人领域的相关应用。

E-mail: mengying_xie@tju.edu.cn

Xie Mengying (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Tianjin University in 2010, her Ph. D. degree from the University of Auckland, New Zealand in 2015. She is an associate professor at Tianjin University. Her main research interests include multi-functional tactile sensors, visual-tactile fusion perception, and their applications in robotics.