

谭靖宇,黄修长.基于折纸与介电液传感的仿生扑翼环境感知[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2026,45(4):480-489.DOI:10.11956/j.issn.1008-0562.20260043

Tan Jingyu,Huang Xiuchang. Origami-based dielectric liquid sensing for environment recognition in bioinspired flapping wings [J].Journal of Liaoning Technical University (Natural Science),2026,45(4):480-489.DOI:10.11956/j.issn.1008-0562.20260043

基于折纸与介电液传感的仿生扑翼环境感知

谭靖宇^{1,2}, 黄修长^{1,2*}

(1. 上海交通大学 振动冲击噪声研究所, 上海 200240; 2. 上海交通大学 机械系统与振动全国重点实验室, 上海 200240)

摘要: 针对仿生扑翼飞行器在复杂感知任务中感知系统一体化程度低、高灵敏度信号获取困难的问题, 提出“折纸编码-介电液传感-神经网络解码”的协同方法, 构建基于Peano-HASEL与折纸基底的仿生扑翼智能传感系统。该系统通过折纸结构将气动及碰撞载荷编码为局部形变, 并由Peano-HASEL感知单元转换为电容信号, 进而利用一维卷积神经网络(1D-CNN)实现信号的特征提取与识别。研究结果表明: 该系统对8方向的风向、6状态的俯仰角和7级的风速识别准确率分别达98.15%、98.38%与100%; 在碰撞实验中, 对7类障碍物的分类准确率为97.96%, 碰撞位置识别准确率达98.21%。所提出的传感机制具备高灵敏度与多物理信号解码能力, 可为扑翼飞行器的环境感知与自主适应系统提供关键技术基础。

关键词: 仿生扑翼; 折纸结构; 本体感知; Peano-HASEL; 卷积神经网络

中图分类号: TP212.1; TP242

文献标志码: A

文章编号: 1008-0562(2026)04-0480-10

Origami-based dielectric liquid sensing for environment recognition in bioinspired flapping wings

Tan Jingyu^{1,2}, Huang Xiuchang^{1,2*}

(1. State Key Laboratory of Mechanical System and Vibration, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240; 2. Institute of Vibration Shock & Noise, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: To address the challenges of low integration in sensing systems and the difficulties in acquiring high-sensitivity signals for bio-inspired flapping-wing aerial vehicles in complex sensing tasks, this study proposes a coordinated approach of “origami encoding-dielectric liquid sensing-neural-network decoding” and constructs an intelligent sensing system based on Peano-HASEL and an origami substrate. The system encodes aerodynamic and collision loads into local deformations through the origami structure, which are then converted into capacitance signals by the Peano-HASEL units, and further processed via a one-dimensional convolutional neural network (1D-CNN) for feature extraction and recognition. The results show that the system achieves recognition accuracies of 98.15%, 98.38%, and 100% for 8 wind directions, 6 pitch-angle states, and 7 wind-speed levels, respectively. In collision experiments, the classification accuracy for 7 types of obstacles reaches 97.96%, and the accuracy for collision-location identification attains 98.21%. The study demonstrates that the proposed sensing mechanism exhibits high sensitivity and multi-modal signal-decoding capability, providing a key technological foundation for environmental perception and autonomous adaptation in flapping-wing aerial vehicles.

Keywords: bioinspired flapping wings; origami structure; proprioception; Peano-HASEL; convolutional neural network (CNN)

0 引言

在密集的城市峡谷、森林冠层或灾害废墟等

非结构化低空环境中, 飞行器面临湍流扰动、动态障碍物和狭窄空间等严峻挑战^[1]。这要求未来低空飞行平台必须集成高机动性、抗扰动能力和隐

收稿日期: 2026-01-24 修回日期: 2026-03-24 接受日期: 2026-03-30 责任编辑: 焦丽

基金项目: 上海高校特聘教授(东方学者)岗位计划项目(ZXDF020058)

作者简介: 谭靖宇(1999-), 男, 湖南益阳人, 硕士研究生, 主要从事介电人工肌肉方面的研究。E-mail: whale.tan@sjtu.edu.cn

通信作者: 黄修长(1983-), 男, 湖南长沙人, 博士, 研究员, 主要从事机械振动、感知与控制方面的研究。E-mail: xchhuang@sjtu.edu.cn

身特性。仿生扑翼飞行器利用非定常空气动力学机制,理论上认为其扑动翼能产生高升阻比、低噪声特征和仿生机动行为^[2],但人造扑翼系统亟需精准的环境感知能力。

深入探究生物智能发现,自然界中的飞行动物通过翅膀结构的精妙设计实现了卓越性能。以鸟类为例,鸟类翅膀的感知功能关键依赖于纤羽。其羽囊基部密集分布着慢适应型机械感受器,每个感受器连接1~2根纤羽,形成局部化的高精度感知单元。这些感受器在静态刺激(如持续的羽毛压力)下能保持稳定的放电。当气流扰动或羽毛位移导致纤羽弯曲时,会拉伸羽囊周围皮肤,从而激活快适应型机械感受器,产生瞬态高频放电以响应动态刺激。这套精巧的机制使得纤羽能够探测翼面气流变化并触发飞行调整响应^[3]。纤羽的偏转编码了气流方向信息,为飞行控制提供反馈^[4],即纤羽充当外部信息的物理放大器,接收更丰富的信号,并将之传递到羽囊感受器。

在感知领域,机载感知器分为传统感知器和柔性智能材料感知器。传统感知器难以从柔性翼面提供气动反馈且更容易增加负载。柔性智能感知器的智能皮肤可集成电容式风压传感器、压电结构动力学传感器、热膜剪应力传感器,以及温度应变传感器,可同步监测流场参数与结构健康状况。风洞实验表明,该智能皮肤压力检测精度与商用传感器一致,能够有效识别流动分离与颤振。但传感器阵列复杂度较高,在扑翼高频变形下的耐久性仍需验证^[5]。部署于翼根的应变片传感系统(利用双点差分测量法)可通过解算应变差来推断变形、外部载荷和姿态,虽然灵敏度高,但需要针对特定翼型进行定制化标定。基于裂纹的应变传感器被布置在翼根(模仿昆虫钟形传感器的分布),双侧对称粘贴。翼面变形导致裂纹间隙扩大,引发电阻急剧变化并产生电信号,用于直接感知气动载荷。该方法实现了超轻量化结构、极高的灵敏度和高信噪比^[6],但是其基于金属开裂机制,长期使用会使其裂纹扩展。PVDF压电薄膜可直接粘贴于翼面,将碰撞引发的振动转化为压电电压信号,其超薄柔性特性保持了气动外形不变形^[7-8]。这些薄膜也可沿羽干粘贴,将机械变形转化为实时电压信号以感知气动参数,包括风速、扑动频率和俯仰角,表现出与羽毛的强界面结合力和出色的耐久性^[9],但一个传感器只能覆盖一根羽毛,范围有限。综上,现有感知方案在系统集成度、长期耐久性与感知覆盖范围等方面仍存在挑战:传感器阵列的复杂布线增加了系统载荷,

金属开裂机制导致的裂纹扩展限制了器件的疲劳寿命,而离散化的薄膜布置则限制了对翼面全局载荷信息的获取。

液压自修复静电驱动器(Peano-HASEL)是一种新兴的感知-驱动双功能的人工肌肉^[10-12],多用于仿生机器人关节的驱动,如仿生蜘蛛^[13]、仿生水母^[14],少数研究中利用了Peano-HASEL的感知功能。例如,当Peano-HASEL作为假肢的驱动部件时,电压引起的静电效应使充液袋收缩,产生线性拉力,驱动仿生肌腱带动关节运动,实现了5 Hz步态和10 Hz线性运动等高敏捷性动作。同时,液袋变形引起的电容变化实现了对肌肉位移和关节状态的自感知^[15]。这种集成方法无需额外传感器即可检测障碍物碰撞,具有超高能效、固有柔顺性和快速响应等优势。但是其应用于扑翼中的感知能力尚未被探索。

本文提出一种仿生扑翼系统,核心创新在于将Peano-HASEL与仿生折纸基底集成。以折纸基底作为机械信号编码器构建结构化感知机制,实现Peano-HASEL在扑翼中的高精度感知。折纸基底将环境载荷(风扰/碰撞)转化为可测量的变形。基于液袋电容效应捕获的应变信号经CNN开展特征分析,对风向、风速、俯仰角及碰撞障碍物的识别准确率均超过95%。

1 扑翼感知结构

1.1 Peano-HASEL感知单元

Peano-HASEL感知单元是多层柔性复合结构,其核心是一个封装有液体电介质(采用二甲基硅油,其相对介电常数 ϵ_r 约为2.7)的柔性袋(材料为双向拉伸聚丙烯薄膜,BOPP),并在袋体特定区域外表面贴附有柔性电极(铝箔),将其首要功能定位为高灵敏度的本征电容式传感器,结构示意图见图1(a)。其中, V 为测量电路的交流激励电压源,通过阻容分压将电容传感器的容抗变化转换为输出电压。

上下柔性电极和介电液体构成的系统可简化为可变电容器,见图1(b)。根据平行板电容的基本原理,其电容为

$$C = \epsilon_r \epsilon_0 \frac{A}{d}, \quad (1)$$

式中: ϵ_0 为真空介电常数; A 为电极间有效重叠面积; d 为两极板间的平均距离(主要由液体层厚度决定)。

如果将Peano-HASEL感知单元直接贴附于传统连续的扑翼上,气动载荷对该感知单元形变的

影响较小,难以产生显著电容变化。此外,若碰撞未直接发生于传感单元所在位置,同样无法被有效感知。这种情况下需要一个适配的翅膀基底。

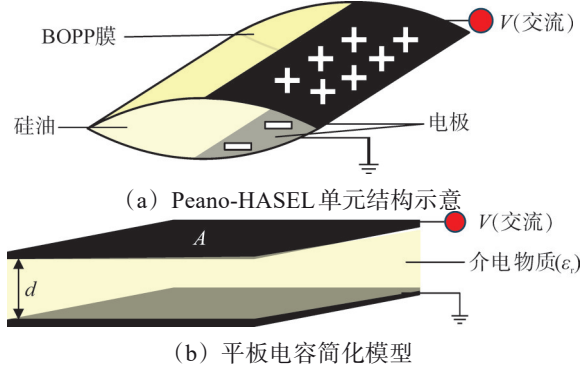


图1 Peano-HASEL 电容传感器工作原理

Fig.1 Working principle of Peano-HASEL as a capacitive sensor

1.2 仿生折纸基底

本系统感知功能的结构设计灵感来自鞘翅目花萤科甲虫的可折叠后翅机制。花萤科甲虫的后翅,在静止时通过一系列预先形成的横向与纵向屈曲线精密折叠,收于鞘翅之下;起飞时则能迅速展开。有研究表明,该折叠运动主要依赖于1条纵向的中屈曲线与1条靠近翅根的主横向折叠线的协同作用,通过少数关键折痕的定向屈曲,可引导整个翅面完成大范围的展开与收拢^[16]。这种通过离散的铰链将全局三维形变转化为局部定向运动的生物策略,启发了感知功能的存在可行性,即少数铰链可能承载了全局的载荷信息。此外,这种生物机制与折纸艺术中通过预设折痕实现复杂形变的原理有贯通性。

受此启发,本研究摒弃传统小变形翼面,设计一种仿生折纸结构作为感知基底。核心思想是将该折纸结构视为一个机械信号编码器:当外部环境载荷(如气动力、碰撞冲击)作用于翼面时,折纸结构通过其内部预定义的铰链网络,将分布式的、多维的全局载荷“汇聚”并“转化”为关键铰链处的局部形变。这种设计旨在为后续集成的传感单元提供高信噪比的机械激励。

仿照花萤翅膀折痕,设计了由2种经典折纸模式拼接而成的翼面基底,见图2。翼根区域采用Miura-ori(三浦折叠)模式(如图3),驱动一处折痕即可控制整个区域的同步展开与收拢^[17];翼尖区域采用四折痕模式。这两种模式的结合,使翼面兼具大范围展收与局部弯扭的变形能力。

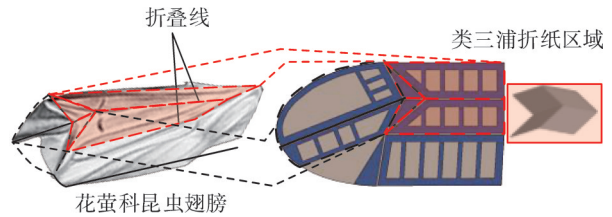


图2 仿生折纸基底结构示意图

Fig.2 Schematic of the bio-inspired origami substrate structure

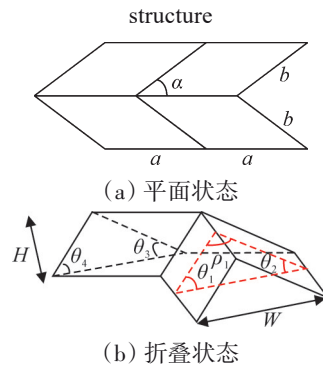


图3 三浦折纸几何关系

Fig.3 Geometric relationship of Miura-ori

如图3所示,在搭载Peano-HASEL单元的翼根区域,Miura-ori单元的微观折叠角 θ_i ($i=1,2,3,4$)与相邻刚性面间的二面角 ρ_1 严格满足单自由度约束方程,即

$$\theta_1 = \theta_2 = \theta_3 = \theta_4 = \frac{\pi}{2} - \frac{\rho_1}{2}. \quad (2)$$

当扑翼受到外部非定常载荷,引起该翼根区域的法向起伏高度 H (即局部形变幅度)发生宏观变形时,其结构参数与折叠角之间存在非线性映射^[18],即

$$H = a \sin \alpha \sin \theta_1. \quad (3)$$

同时,位于关键铰链处的展向宽度可表示为

$$W = 2a \sqrt{1 - \sin^2 \alpha \sin^2 \theta_1}. \quad (4)$$

式(2)~式(4)揭示了折纸基底实现信号编码的物理本质:分布式的随机载荷(引发翼根区域 H 改变)受限于单自由度几何约束,被确定性地降维转化为铰链处的局部宽度变化 W 。这确保了嵌入折痕内部的Peano-HASEL传感器能够获取稳定且高信噪比的机械挤压激励。

基底采用“刚性板-柔性铰链”的设计。刚性板单元由聚乳酸(PLA)通过3D打印制成,负责维持翼面基本形态并传递力。柔性铰链由医疗级聚氨酯(PU)薄膜(杨氏模量约为22.44 MPa)制成,其高延展性和优异的抗疲劳特性,允许铰链在长期动态载荷下反复大角度转动而不失效^[19]。这种设计将复杂的连续体变形分解为简单铰链的转动,使得机械应变能集中于铰链处。

1.3 基底协同 Peano-HASEL

为最大化感知效率, 关键铰链被选定为感知信号的发源地与采集点。受甲虫翅膀主横向折叠线启发, 位于翼根的两条横向关键折痕被确定为核心感知区位。此外, 翼根与翼尖的连接区域作为影响翼面投影面积的关键部位, 被选为关键感知点。在这些位置, 后续集成的 Peano-HASEL 感知单元能够最有效地捕获由环境载荷触发的、经过折纸结构编码放大的局部形变, 从而将物理世界的扰动高保真地转化为可测量的电信号。

此单元与仿生折纸基底的关键柔性铰链(翼根处)集成后, 当铰链因外部载荷(如气动力)发生转动时, 会挤压或拉伸集成的 Peano-HASEL 液袋, 导致其内部不可压缩的硅油发生迁移, 从而改变传感电极区域的局部几何形态, 如图4所示。铰链向一个方向弯曲可使液袋在电极区鼓胀, 增大 d 并可能略微减小 A ; 反向弯曲则使液袋压扁, 减小 d 并增大 A , 这种几何变化直接、灵敏地调制了电容 C 。因此, 折纸铰链的机械形变被直接编码为传感单元电容的连续、单调变化信号。

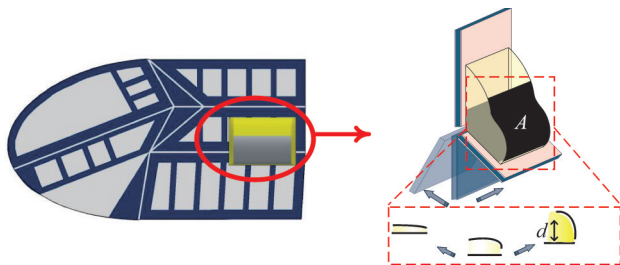


图4 Peano-HASEL 形变导致电容变化示意

Fig.4 Schematic of capacitance change caused by Peano-HASEL deformation

感知单元利用 Peano-HASEL 材料与结构的本征物理属性进行感知, 无需任何外贴或嵌入的敏感元件。环境载荷被高效地转化为铰链的大幅角位移, 为 Peano-HASEL 提供了充足的形变激励, 有效解决了传统刚性或小变形翼面难以激发足够传感信号的难题, 实现了高信噪比的机械-电学信号转换。

2 感知电路与信号分类网络

2.1 感知电路

为将 Peano-HASEL 感知单元因形变引起的电容变化 (ΔC) 转换为可被采集系统记录和分析的电压信号, 采用基于阻容串联分压原理的交流 (AC) 测量电路。该电路以感知单元 (等效为可变电容 C_x) 与固定电阻 R 构成串联回路, 将电容的

变化线性地转换为交变电压幅值的变化。

感知电路拓扑与设备构成如图5所示, 电路由正弦波信号发生器与电压放大器 ($V_s = V_{s0} \sin(\omega t)$)、Peano-HASEL 单元 (等效可变电容 C_x)、精密可调的标准电阻 R 组成。测量点位于电阻 R 的两端, 输出电压为 V_{out} 。

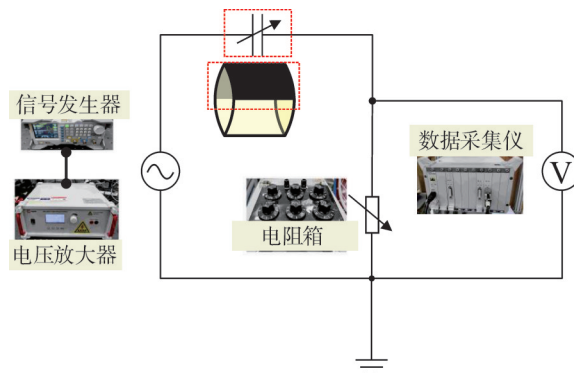


图5 感知电路示意以及设备构成

Fig.5 Schematic and setup of the sensing circuit

采用复数阻抗法进行分析。电路总阻抗为

$$Z_{\text{total}} = Z_R + Z_C = R + \frac{1}{j\omega C_x}, \quad (5)$$

电路的传递函数为

$$H(j\omega) = \frac{\dot{V}_{\text{out}}}{\dot{V}_s} = \frac{j\omega R C_x}{1 + j\omega R C_x}. \quad (6)$$

依据一阶高通滤波器工作原理, 输出电压的幅值为

$$|V_{\text{out}}| = |V_s| \cdot |H(j\omega)| = |V_s| \cdot \frac{\omega R C_x}{\sqrt{1 + (\omega R C_x)^2}}. \quad (7)$$

由式 (7) 可知, 在 $|V_s|$ 、激励频率 f ($\omega = 2\pi f$) 和 R 不变的情况下, $|V_{\text{out}}|$ 是传感电容 C_x 的单调函数, 从而实现从电容到电压幅值的转换。

为确保系统具有高灵敏度和良好的信噪比, f 与 R 需协同优化。在保证输出信号幅值满足要求的基础上, 最大化 Peano-HASEL 形变 (即 C_x 变化) 所对应的相对电压响应 ($\Delta V/V_{\text{base}}$)。使用标准质量块在 Peano-HASEL 上施加可控形变, 在不同 (R, f) 参数组合下, 测量并比较其输出电压对形变的响应灵敏度。实验结果表明, 当 f 为 400 Hz、 R 为 0.1 M Ω 时, 系统对形变的响应灵敏且信号稳定。

2.2 分类网络设计

由 RC 调理电路输出的电压信号本质上是扑动基频、环境扰动与系统噪声耦合而成的复杂时序数据。传统手工特征提取 (如峰峰值、均方根) 易丢失高维波形细节。同时, 折纸基底的非线性刚度与 Peano-HASEL 液袋的迟滞效应导致波形轮

廓发生非线性畸变,加之碰撞等交互事件在扑动周期内的相位随机偏移,使基于固定阈值或模板匹配的识别方法难以保持鲁棒性。此外,受制作公差影响,不同传感器间存在差异,要求解码算法具备深层特征的自学习能力。傅里叶变换和人工特征提取是该类任务的经典处理方法,该方法在高维原始数据压缩为少量特征的过程中,易忽略波形细节与动态关联中的关键信息,且特征提取高度依赖主观经验,过程繁复^[20]。

为克服上述瓶颈,引入一维卷积神经网络(1D-CNN),实现原始时序信号的端到端自动特征提取与多参数分类识别。1D-CNN直接从原始时序波形中自动学习判别性特征,解决传统方法依赖主观经验、难以捕捉高维波形细节的问题^[21]。其卷积结构的平移不变性能够适应碰撞等物理事件在扑动周期内的随机相位偏移,克服时域不确定性对固定阈值算法的干扰^[22];同时,参数共享机制赋予网络对传感器个体差异与制作公差的鲁棒性,使其学习跨样本稳定的深层模式而非特定硬件特征^[23-24]。后续实验表明,该网络在各类感知任务中均实现了97%以上的识别准确率,显著提升了系统的泛化能力与工程实用性。

为克服网络结构设计超参数选择的主观性,引入改进灰狼优化算法优化CNN的卷积核尺寸、网络深度、丢弃率及学习率^[25-26],并采用非线性收敛因子与适应度指标进行评估。使用优化后超参数的智能解码器能充分利用信号特征,也具备对抗过拟合的鲁棒性,兼具高精度与高泛化性。

2.3 分类网络训练

为避免人工经验调参的主观性与局部最优风险,本文采用“全局寻优+深度学习”的协同策略,具体实施步骤如下。

步骤1 数据预处理与样本构建。将原始电压数据样本集(单个样本长度为10 000)按7:3的比例划分为训练集与测试集,并从训练集中预留15%用于过程验证。

步骤2 超参数全局寻优阶段。利用灰狼优化算法(GWO)对1D-CNN的核心超参数进行搜索。以验证集分类准确率为评价指标(适应度函数),通过40次迭代确定最优的学习率、卷积核尺寸以及Dropout比例。

步骤3 网络结构重构。根据寻优结果,构建由4个卷积块构成的深度1D-CNN模型。每个卷积块包含卷积层、批量归一化层(Batch Normalization)、ReLU激活层以及最大池化层,以实现特征的逐级

提取与降维。

步骤4 模型迭代训练。采用Adam优化器配合交叉熵损失函数对网络权重进行更新。设置最大训练轮数为150,并执行分段学习率衰减(每50次迭代降低50%)以及L2正则化(系数0.001)以增强收敛稳定性。

步骤5 模型评估与早停。在训练过程中监控验证集损失,若连续10次迭代损失未下降,则触发早停机制。最终在独立测试集上通过混淆矩阵和准确率评估识别性能。

针对多分类感知任务,采用交叉熵损失函数^[27]衡量预测类别与真实标签间的差异,其数学表达式为

$$\text{Loss} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C y_{ij} \ln \hat{y}_{ij}, \quad (8)$$

式中: N 为样本数; C 为类别总数; y_{ij} 为真实标签; $\hat{y}_{ij}$ 为输出的预测概率。

3 实验及结果分析

3.1 频率感知

为验证感知系统对自身运动状态的监测能力,开展扑动频率感知实验。将仿生折纸翼面安装于扑动机构,该机构由直流电机驱动,通过调节输入电压(2~10 V,共16个梯度)改变扑动频率。翅膀上的Peano-HASEL接入感知电路,数据采集系统以10 kHz采样率同步记录Peano-HASEL的输出电压信号,每个电压梯度下的记录时长不少于10 s。同时,为获取扑动频率的基准值,使用激光位移传感器在相同条件下测量翅膀固定平板的周期性位移,经信号处理后得到精确的频率基准值,其范围为1.23~6.24 Hz。

采用滑动窗口与频谱插值结合的策略,从Peano-HASEL的感知电压信号中提取扑动频率。以数据总长的40%为窗口、6%为步长滑动遍历整个信号序列;在每个窗口内计算频谱并进行抛物线插值,对频谱峰值进行插值校正,以提高频率估计精度,得到该时段的瞬时频率估计。统计所有窗口的估计值,以中值作为测量频率的中心值,并以极值界定其波动范围,评估测量的稳定性。

实验结果表明,感知系统的扑动频率随驱动电压升高而单调递增。图6对比了感知信号分析得到的频率分布(箱线图)与激光测量的基准频率(红色圆点)。在绝大部分电压下(除2 V与10 V外),基于翼面信号测得的中心频率略低于激光基准值,但绝对偏差极小,所有工况下的频率偏差

均未超过 0.1 Hz。同时,各电压点对应的频率波动范围较狭窄,表明测量结果具有优异的可重复性与稳定性。

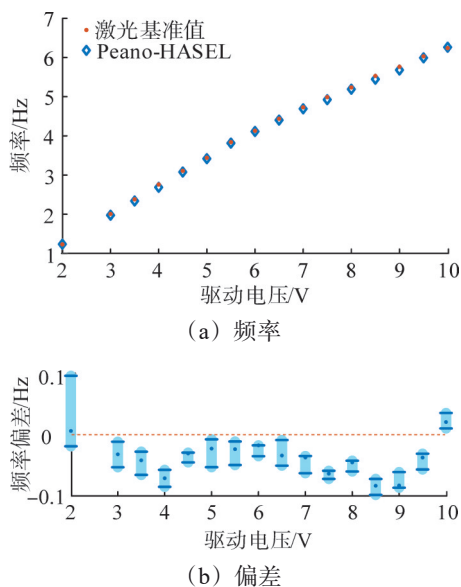


图6 Peano-HASEL测量频率和激光基准值对比

Fig.6 Comparison of flapping frequencies measured by Peano-HASEL with laser reference frequency

3.2 气动环境感知

为进一步探究系统对气动环境的感知性能,通过Peano-HASEL与折纸基底之间的力电耦合,在翼面实现多维度环境感知。当气动环境发生变化时,折纸基底将风扰转化为机械变形,这些变形引起Peano-HASEL电容变化,进而导致感知电压信号变化。该信号经卷积神经网络(CNN)处理,以对环境参数分类。气动环境感知实验在低速开口式风洞中完成,具体实验装置见图7。

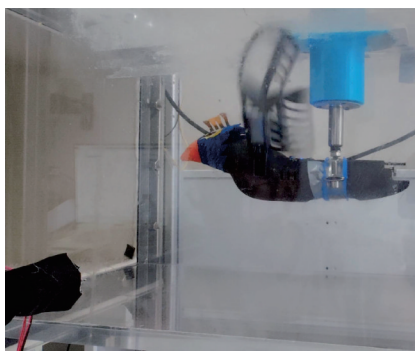


图7 气动环境感知实验装置

Fig.7 Experimental setup of aerodynamic environment perception

在Peano-HASEL感知翼面集成单翼扑翼机器人,该机器人通过可更换的底座固定于风洞试验

段顶部,以3.6 Hz的固定频率持续扑动。为系统评估感知性能,分别对3种气动参数进行测试。

风向识别。单翼扑翼机器人底座可绕机身轴向旋转,以45°为间隔,设置8个风向档位(记为I至VIII),风速恒定为1.93 m/s。其中,I档为迎面正向气流,VIII档为逆时针极限侧向气流。

俯仰角识别。更换具有不同倾角的底座,使机身纵轴与水平面夹角分别为-15°、-10°、-5°、5°、10°、15°,风向恒定为0°(正向),风速恒定为1.93 m/s。

风速识别。保持机器人正向对风(0°风向,0°俯仰),通过风洞控制系统将风速依次调节至0 m/s、0.65 m/s、1.29 m/s、1.93 m/s、2.58 m/s、3.22 m/s、3.91 m/s,共7个等级(风速仪实测值)。

实验过程中,Peano-HASEL感知电极通过柔性导线与置于风洞外的信号调理电路(400 Hz,5 V交流激励,0.1 MΩ串联电阻)及数据采集系统连接,以10 kHz的采样率同步记录各工况下的电压时序信号。实验结果见图8,说明融合Peano-HASEL电信号与神经网络的感知系统,可实现3类气动参数的高精度识别,具体分析如下。

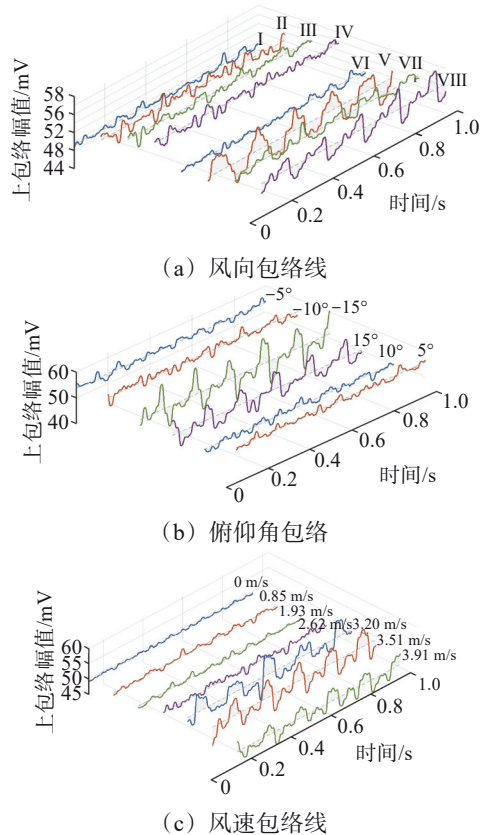


图8 气动环境识别实验结果

Fig.8 Results of the aerodynamic environment recognition experiment

由图 8 (a) 可见, 在风向识别任务中, 系统对 8 个离散方位的平均分类准确率达 98.15%。分析信号特征发现, 来自方向 VI (右侧前向) 与方向 VIII (右侧后向) 的信号幅值最高。其物理机制在于: 两类气流可直接、正面地冲击搭载传感电极的右侧翼面, 且较少受到机器人本体的遮挡。右侧向来流的横向分量在扑动过程中引起翼尖变形并通过折纸铰链传递至翼根, 而其纵向分量则直接作用于横向分布的翼根铰链, 两者协同在 Peano-HASEL 所在区域产生显著的局部应变, 从而输出高幅值信号。其他方向的信号幅值相对较弱, 这源于气流受到本体遮挡或作用于 Peano-HASEL 的有效力量减小。

由图 8 (b) 可见, 在俯仰角识别任务中, 系统对 6 种姿态角的分类准确率为 98.38%。随着俯仰角绝对值的增大, 传感信号包络的整体幅值呈现递增趋势。这是因为俯仰角增大了翼面在垂直于来流方向上的投影面积, 使作用在翼面上的气动压力显著增强。更大的气动载荷转化为更大的局部应变和电容变化, 从而引起输出电压信号幅值的提升。

由图 8 (c) 可见, 在风速识别任务中, 系统对 7 级风速的分类准确率达到 100%。风速增加导致作用于翼面的动压增长, 从而转化为更大的气动力并引起折纸基底更大幅度的变形。

3.3 碰撞感知

当翼面与物体发生碰撞时, 冲击能量通过铰

链网络传递, 引发每个 Peano-HASEL 产生特定的协同变形。为研究系统对物理接触事件的解析能力, 设计可控自由落体碰撞实验, 实验装置见图 9。

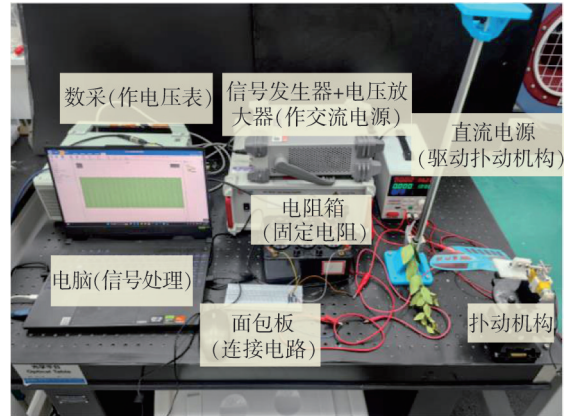


图 9 碰撞物识别实验装置

Fig.9 Obstacle recognition experimental setup

实验中, 携带不同障碍物的碰撞滑块 (总质量为 54 g) 从距翼面 15 cm 的高度沿垂直滑轨滑落, 以基本一致的动能撞击扑动频率 3.6 Hz 的翼面。考虑碰撞动力学关键参数的影响, 选取 7 类不同物理属性的障碍物, 依次为方碳纤维杆、细碳纤维棒、铁棒、柔软枝条、带叶竹枝、秃竹枝及六角扳手, 分别对应罗马数字 I~VII。

碰撞物识别实验结果见图 10。根据图 10 (a) 的实验数据和图 10 (b) 的混淆矩阵可知, 系统对 7 类障碍物的整体分类准确率达到 97.96%。

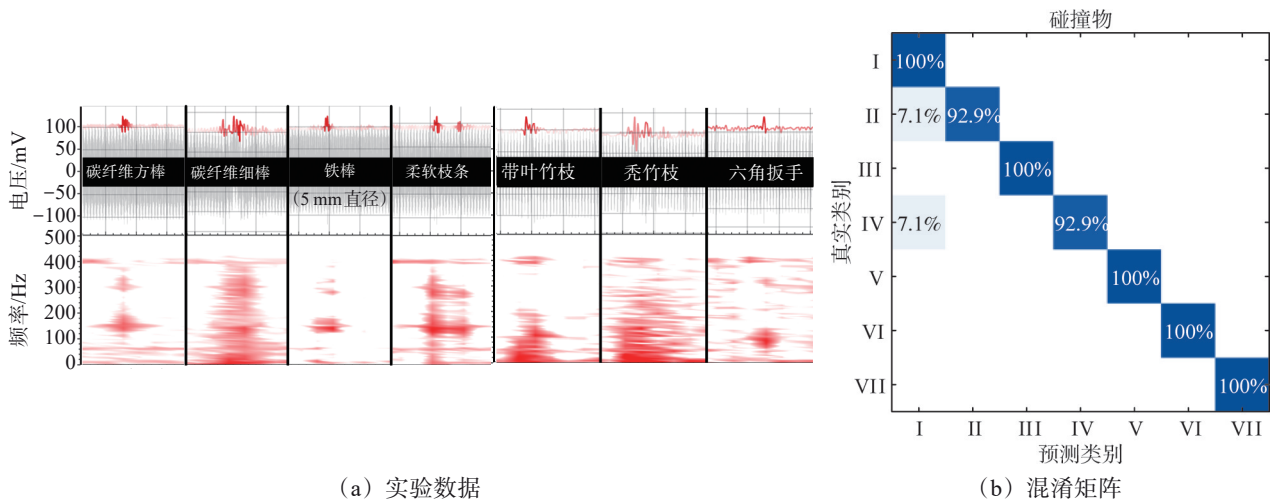


图 10 碰撞物识别实验结果

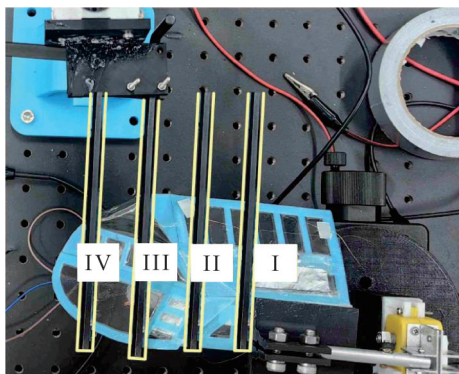
Fig.10 Obstacle recognition experimental results

碰撞信号的脉冲宽度 (有效持续时间) 直接反映碰撞中的能量交换效率与接触交互的持续时间, 与物体的有效刚度紧密相关。高刚度、小接

触面的物体 (如方碳纤维杆、铁棒) 产生尖锐、狭窄的脉冲信号, 上升沿陡峭, 表明其碰撞接近理想的瞬时冲击, 能量高度集中。相反, 低刚度

或具有缓冲特性的物体(如柔软枝条、带叶竹枝)则产生宽缓得多的信号包络。细碳纤维棒相对于方碳纤维棒更易变形,其波形更复杂,时间也更长。柔软枝条因自身易变形,碰撞后持续接触导致相互作用时间显著拉长;而带叶竹枝的竹叶作为分布式缓冲层,吸收了初始冲击能量,形成了独特的“短粗”型缓变包络,无明显尖峰。具有不规则表面的物体(如秃竹枝),其信号表现为长基线上叠加多个不规则尖峰,这源于竹节和断枝在滑动中引发的断续性刮擦。

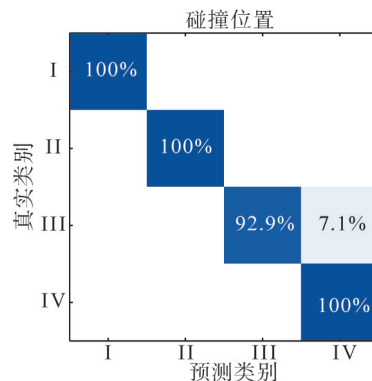
通过短时傅里叶变换(STFT)分析碰撞信号的频域特征,可以揭示碰撞所激发的翼面结构振动模式,这与接触刚度和面积密切相关。高刚度、小面积的点接触物体(如碳纤维杆),其冲击能量则高度集中在较窄的频带内,类似于“敲击”激励。具有显著缓冲或阻尼特性的物体,其频谱显著向低频端集中。例如,带叶竹枝的频谱能量几乎集中在150 Hz以下,竹叶的缓冲作用有效过滤了高频成分;柔性嫩枝的频谱也以低频为主。引起复杂摩擦的物体(如秃竹枝),其频谱在中低频段展现出多个抬升的能带,这与时域中多次不规则刮擦引起的振动激励相对应。



(a) 碰撞位置示意

上述分析表明, Peano-HASEL 传感系统捕获的碰撞信号并非随机噪声,而是编码了碰撞物体物理属性的“特征指纹”。时域与频域特征的差异直接源于碰撞力学的本质不同。通过折纸基底对碰撞能量的结构化传递与转换,以及深度学习算法对这些特征指纹的辨识,系统实现了对障碍物物理属性的高精度分类,验证了该仿生感知方案在固体物理交互场景中具有较强的信息接受能力。

研究感知系统对碰撞事件的空间定位能力,对飞行器在复杂环境中理解接触事件的严重程度、评估潜在损伤或规划规避策略非常重要。实验平台、实验流程与障碍物分类测试保持一致。碰撞物体选用具有高刚度的铁棒,排除物体属性差异对位置信号的干扰。扑动翼面上定义4个沿展向分布的碰撞点位,从靠近翼根处起始至翼尖结束,相邻点位间距为2.5 cm,如图11(a)所示。实验过程中,引导碰撞滑块依次对准4个点位,在每个点位完成100次重复碰撞试验,构建400个样本的碰撞位置数据集。实验结果和优化模型预测结果的混淆矩阵见图11(b),4个碰撞点位的分类准确率达到98.21%。高精度的识别验证了系统的空间分辨能力。



(b) 混淆矩阵

图11 碰撞位置识别实验

Fig.11 Collision location identification experiment

3.4 其他分类方法对比

基于3.1~3.3节实验采集的信号,采用2.3节的协同策略,经GWO优化后,针对不同感知任务的1D-CNN超参数配置见表1。

表1 卷积神经网络参数
Tab.1 Convolutional neural network parameters

感知任务	学习率	批大小	卷积核尺寸 ($K_1/K_2/K_3$)	Dropout比例 ($D_1/D_2/D_3$)
碰撞位置识别	1.00×10^{-5}	18	249/29/25	0.10/0.27/0.57
障碍物分类	4.85×10^{-3}	60	85/65/7	0.06/0.08/0.18
气动识别	1.00×10^{-5}	16	21/11/31	0.14/0.10/0.20

为评估所选算法适用性,以碰撞物体识别数据为例(本文CNN分类准确率为97.96%),使用多种传统机器学习模型进行分类,包括随机森林(RF)算法、朴素贝叶斯(NB)算法、K-最近邻(K-NN)算法、多层感知器(MLP)算法、支持向量机(SVM)算法。本文算法中,1D-CNN采用表1中的优化超参数;RF算法中,设置100棵决策树;NB算法中,采用默认高斯核密度估计;K-NN算法中,取近邻数为5,并启用标准化;MLP算法中,采用[100,50]的隐藏层结构,输入层标准

化;SVM算法中,选用高斯核函数(RBF)并启用标准化预处理,通过ECOC框架实现多分类。各算法的分类结果见表2。直接利用原始序列作为输入时,传统学习模型(如SVM和朴素贝叶斯)的识别性能不足,无法满足感知需求。引入小波包能量特征实施预处理后,各传统模型的识别性能均得到明显提升,其中RF算法的准确率

提升至86.25%,但其仍受限于人工选择特征的局限性。相比之下,1D-CNN凭借其特有的卷积结构,能够自适应地从多尺度频段中解耦出复杂的碰撞特征,其准确率较最优传统组合方法(Wavelet+随机森林)提高了11.71%,验证了深度学习在处理非定常、非线性仿生感知信号时的卓越性能。

表2 其他算法碰撞物体分类结果
Tab.2 Collision object classification by other algorithms

数据预处理方式	算法	识别准确率/%	数据预处理方式	算法	识别准确率/%
无小波变换	RF	72.92	小波变换	RF	86.25
	NB	36.67		NB	82.50
	K-NN	55.42		K-NN	72.08
	MLP	72.08		MLP	81.67
	SVM	31.25		SVM	84.58

在线计算实时性方面,传统算法单次推理耗时为7.72~41.06 ms。本文方法在1D-CNN完成离线训练后,前向推理仅需执行基础矩阵运算,使单次耗时减小至4.65 ms。综上,采用1D-CNN进行端到端感知,规避了繁琐的在线特征工程,且具有较优的响应带宽。

4 结论

基于仿生折纸结构与Peano-HASEL传感单元,构建了一种用于扑翼飞行器的一体化物理信号获取系统。通过折纸基底将全局气动与碰撞载荷编码为关键铰链的局部形变,并利用Peano-HASEL的本征电容特性实现高灵敏度信号转换,结合优化调理电路与1D-CNN算法,完成了对多维环境参数与碰撞事件的高精度识别。主要结论如下。

(1) 提出了“机械编码-本征传感”的仿生感知策略,通过折纸结构将分布式环境信息汇聚至少数铰链,验证了该方式在提升信噪比与信息密度方面的有效性。

(2) 明确了Peano-HASEL在扑翼动态变形条件下的电容传感模式,具备良好的重复性与环境适应性。

(3) 系统在风洞与碰撞实验中对风向(8方向)、俯仰角(6状态)、风速(7等级)以及多类障碍物识别准确率均高于97%,证实了其在复杂低空场景中获取多维物理信号的可行性。

(4) 后续研究可围绕以下方向展开:①开发基于实时感知信号的闭环姿态控制算法;②融合多Peano-HASEL单元信号,实现空间载荷分布重

构;③集成微型驱动电路,推动系统向独立嵌入式感知模块发展。

参考文献(References):

[1] 张军,陈磊,高智杰,等.低空无人机技术研究现状与展望[J].中国工程科学,2025,27(2):73-85.
Zhang Jun, Chen Lei, Gao Zhijie, et al. Low-altitude unmanned aerial vehicle technology: current status and prospects[J]. Strategic Study of CAE, 2025, 27(2): 73-85.

[2] 程诚,陈隆,张艳来,等.可悬停仿生扑翼微型飞行器气动设计综述[J].空气动力学学报,2025,43(2):1-26.
Cheng Cheng, Chen Long, Zhang Yanlai, et al. A review of aerodynamic design for hover-capable flapping-wing micro air vehicles[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2025, 43(2): 1-26.

[3] Necker R. Observations on the function of a slowly-adapting mechanoreceptor associated with filoplumes in the feathered skin of pigeons[J]. Journal of Comparative Physiology A, 1985, 156(3): 391-394.

[4] Gaede A H, Wu P H, Leitch D B. Variations in touch representation in the hummingbird and zebra finch forebrain[J]. Current Biology, 2024, 34(12): 2739-2747.

[5] Xiong W N, Zhu C, Guo D L, et al. Bio-inspired, intelligent flexible sensing skin for multifunctional flying perception[J]. Nano Energy, 2021, 90: 106550.

[6] Kim T, Hong I, Im S, et al. Wing-strain-based flight control of flapping-wing drones through reinforcement learning[J]. Nature Machine Intelligence, 2024, 6(9): 992-1005.

[7] Hou K Y, Tan T, Wang Z M, et al. Scarab beetle-inspired embodied-energy membranous-wing robot with flapping-collision piezo-mechanoreception and mobile environmental monitoring[J]. Advanced Functional Materials, 2024, 34(10): 2303745.

[8] Tan T, Hou K Y, Xu Y M, et al. Embodied flight perception via forewing-hindwing integration in lepidopteran-inspired aerial

- robotics[J]. *Advanced Functional Materials*, 2026, 36(28): e21940.
- [9] Li Q, Tan T, Wang B L, et al. Avian-inspired embodied perception in biohybrid flapping-wing robotics[J]. *Nature Communications*, 2024, 15: 9099.
- [10] Kellaris N, Gopaluni Venkata V, Smith G M, et al. Peano-HASEL actuators: muscle-mimetic, electrohydraulic transducers that linearly contract on activation[J]. *Science Robotics*, 2018, 3(14): eaar3276.
- [11] Gravert S D, Varini E, Kazemipour A, et al. Low-voltage electrohydraulic actuators for untethered robotics[J]. *Science Advances*, 2024, 10: eadi9319.
- [12] Rumley E H, Preninger D, Shagan Shomron A, et al. Biodegradable electrohydraulic actuators for sustainable soft robots[J]. *Science Advances*, 2023, 9(12): eadf5551.
- [13] Kellaris N, Rothmund P, Zeng Y, et al. Spider-inspired electrohydraulic actuators for fast, soft-actuated joints[J]. *Advanced Science*, 2021, 8(14): 2100916.
- [14] Wang T L, Joo H J, Song S Y, et al. A versatile jellyfish-like robotic platform for effective underwater propulsion and manipulation[J]. *Science Advances*, 2023, 9(15): eadg0292.
- [15] Buchner T J K, Fukushima T, Kazemipour A, et al. Electrohydraulic musculoskeletal robotic leg for agile, adaptive, yet energy-efficient locomotion[J]. *Nature Communications*, 2024, 15: 7634.
- [16] Brackenbury J H. Wing folding and free-flight kinematics in Coleoptera (Insecta): a comparative study[J]. *Journal of Zoology*, 1994, 232(2): 253-283.
- [17] Yang J Y, You Z. Folding miura-ori of uniform thickness with one degree-of-freedom[J]. *Journal of Mechanisms and Robotics*, 2024, 16(11): 111004.
- [18] Schenk M, Guest S D. Geometry of miura-folded metamaterials [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2013, 110(9): 3276-3281.
- [19] Gradinaru L M, Vlad S, Spiridon I, et al. Durability of polyurethane membranes in artificial weathering environment[J]. *Polymer Testing*, 2019, 80: 106144.
- [20] Singh S, Bhargaw H N, Jadhav M, et al. A comparative analysis between deep neural network-based 1D-CNN and LSTM models to harness the self-sensing property of the shape memory alloy wire actuator for position estimation[J]. *Smart Materials and Structures*, 2024, 33(8): 085045.
- [21] Lecun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [22] Kiranyaz S, Ince T, Gabbouj M. Real-time patient-specific ECG classification by 1-D convolutional neural networks[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2016, 63(3): 664-675.
- [23] Taye M M. Theoretical understanding of convolutional neural network: concepts, architectures, applications, future directions[J]. *Computation*, 2023, 11(3): 52.
- [24] Krichen M. Convolutional neural networks: a survey[J]. *Computers*, 2023, 12(8): 151.
- [25] Das D, Sadiq A S, Mirjalili S. *Optimization Algorithms in Machine Learning: A Meta-Heuristics Perspective*[M]. Singapore: Springer Nature Singapore, 2025.
- [26] Goel R, Bansal S, Gupta K. Improved feature reduction framework for sign language recognition using autoencoders and adaptive Grey Wolf Optimization[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15: 2300.
- [27] Ho Y, Wookey S. The real-world-weight cross-entropy loss function: modeling the costs of mislabeling[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 4806-4813.