

# 基于物理信息嵌入的绳驱机械臂绳索 故障诊断与隔离方法 \*

徐大伟<sup>1,2</sup>, 梁晨硕<sup>1</sup>, 胡东阳<sup>1</sup>, 王硕楠<sup>1</sup>, 牛杭<sup>1,2</sup>

(1. 华北电力大学自动化系 保定 071003; 2. 保定市电力系统智能机器人感知与控制重点实验室 保定 071003)

**摘要:**针对绳驱机械臂绳索磨损问题,提出了一种故障诊断与隔离框架,旨在提高绳驱机械臂运行的可靠性与安全性。在故障诊断环节,通过结合机械臂关节角度与绳索张力的映射关系构建绳索张力模型,用于准确预测绳索在不同工作状态下的张力变化。在此基础上设计了嵌入物理信息的故障诊断网络,该网络利用张力信号与关节角度信息的动态特性,通过多目标损失函数优化,以实现对故障绳索准确的故障诊断。在故障隔离环节,设计了一种基于同步补偿法的光纤关节角度传感器以稳定精确地采集关节运动信息,并提出三驱动绳索同步补偿策略。同步补偿策略依次对各个关节的3根驱动绳索执行多次等距同步收缩操作,减少动态误差对隔离精度的影响。利用该光纤传感器采集机械臂俯仰角与偏航角的动态响应数据,经格拉姆角差场算法生成二维特征图谱。在此基础上构建集成分类模型,实现机械臂绳索损伤准确隔离。在绳索故障诊断实验中,诊断准确率为98.48%,在绳索故障隔离实验中,对故障绳索的隔离准确率为94.89%。实验结果表明,该方法在绳索张力预测、故障诊断以及故障定位方面均表现出显著优势,为绳驱机械臂的安全运行提供了有力保障。

**关键词:**故障诊断;故障隔离;绳驱机械臂;物理信息网络;布拉格光栅传感器

中图分类号: TH165.3 TP241.2 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.80

## Cable fault diagnosis and isolation method for cable-driven manipulators based on physics-informed embedding

Xu Dawei<sup>1,2</sup>, Liang Chenshuo<sup>1</sup>, Hu Dongyang<sup>1</sup>, Wang Shuonan<sup>1</sup>, Niu Hang<sup>1,2</sup>

(1. Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China; 2. Baoding Key Laboratory of Intelligent Robot Perception and Control in Electric Power System, Baoding 071003, China)

**Abstract:** This study presents a fault diagnosis and isolation framework for cable wear in cable-driven manipulators, aiming to improve the system reliability and safety during operation. During the fault diagnosis phase, by integrating the mapping relationship between manipulator joint angles and cable tension, a cable tension model is created to accurately predict tension changes under various working conditions. Based on this, a physics-informed fault diagnosis network is developed. By leveraging the dynamic features of tension signals and joint angle data and optimizing with a multi-objective loss function, accurate fault diagnosis of faulty cables is achieved. In the fault isolation phase, this research designs a fiber Bragg grating sensor based on a synchronous compensation method to stably and precisely collect joint movement information and introduces a three-driven cable synchronous compensation strategy. This strategy sequentially performs multiple equidistant synchronous contraction operations on the three driving cables of each joint, thereby reducing the impact of dynamic errors on isolation accuracy. The optical fiber sensor is used to collect the dynamic responses of the manipulator's pitch and yaw angles, and two-dimensional feature maps are generated using the Gram Angle Difference Field algorithm. An ensemble classification model is then constructed to achieve precise isolation of manipulator cable damage. Experimental results show that the proposed method achieves a fault diagnosis accuracy of 98.48% in the cable fault diagnosis experiments and a fault isolation accuracy of 94.89% in the cable fault isolation experiments. The approach demonstrates significant advantages in cable tension prediction, fault diagnosis, and

localization, providing robust support for the safe operation of cable-driven manipulators.

**Keywords:** fault diagnosis; fault isolation; cable-driven manipulator; physics-informed network; fiber Bragg grating sensor

## 0 引言

在高端装备制造领域,绳驱机械臂因其轻量化、高灵活性和大工作空间等优势,被广泛应用于航空航天、微创手术及核工业维护等对安全性要求极高的场景<sup>[1]</sup>。然而,绳索作为核心传动部件,其长期服役过程中不可避免的磨损与断裂问题已成为制约系统可靠性的关键瓶颈<sup>[2]</sup>。因此,开展针对绳驱机械臂的精准故障诊断和故障隔离研究,对于保障系统安全运行、降低维护成本具有重要意义。

现有的故障诊断和隔离技术在机器人领域已取得显著进展,尤其是随着深度学习等技术的迅速发展,基于数据驱动的方法展现了强大的潜力<sup>[3]</sup>。深度学习方法能够直接从数据中提取复杂行为模式,避免繁琐的系统建模过程,同时对传感器误差和现实噪声具有较强的鲁棒性<sup>[4-5]</sup>。这些方法擅长处理大规模和高维数据集,具备持续学习和自适应更新的能力,非常适合现代复杂系统的动态需求。因此,深度学习方法已成为机器人故障诊断领域的研究热点。例如, Miao 等<sup>[6]</sup>提出通道式卷积神经网络用于轮式移动机器人故障检测,实现了基于模型的无人地面车传感器故障诊断与隔离, Pan 等<sup>[7]</sup>提出基于深度循环神经网络的机器人关节故障诊断方法,借多层残差网络捕捉深层特征,提升故障诊断准确率。Yilmaz 等<sup>[8]</sup>提出的基于随机森林算法 (random forest algorithm, RF) 的方法能够以令人满意的精度和高吞吐量诊断机器故障。Dalla Vedova 等<sup>[9]</sup>将动态神经网络与遗传算法结合,用于自主水下航行器推进器的故障检测、隔离与辨识,实现了对复杂水下环境中执行器故障的精准定位与类型识别。

作为新一代感知载体,光纤布拉格光栅 (fiber Bragg grating, FBG) 传感器凭借其抗电磁干扰特性与毫米级形变解析能力,已成为连续体机器人姿态感知的核心元件<sup>[10-11]</sup>。Ryu 等<sup>[12]</sup>提出以聚合物管为基材的新型 FBG 传感器,可实时感知连续体机械臂的三维曲率变化,展现了在机械臂形状感知方面的潜力。Wang 等<sup>[13]</sup>提出了一种基于 FBG 的算法和传感器网络,可精准感知狭窄环境下软机械手的形状,为操作提供了关键信息。Yang 等<sup>[14]</sup>设计了分布式 FBG 传感器阵列,简化了基于 Frenet 框架<sup>[15]</sup>的形状重构算法,以此来解决有延伸自由度的软体机械臂的形状重构问题。鉴于 FBG 的轻量化、微型化及高精度角度测量特性,此项研究创新性将其部署为绳驱机械臂关节角度感知核心元件,为故障诊断提供关键数

据支撑。特别地,当神经网络架构与光纤传感等高精度感知技术相结合时,其诊断效能将得到进一步释放——正如光纤传感器在机械臂状态监测中的突破性应用所示,这种技术融合正为机器人智能化开辟新路径。

本研究提出一种融合深度学习、物理信息网络与光纤传感技术的双阶段故障诊断和隔离框架:在故障检测阶段,通过结合物理信息的全卷积网络 (fully convolutional network with physics-informed module, FCN-P) 融合绳索张力与输入角度数据,结合物理约束模块实现故障特征的快速捕捉与初步定位。此阶段未采用光纤传感器进行角度测量,主要因在其响应中观察到了 1 s 左右的滞后现象<sup>[16]</sup>,难以满足动态检测的毫秒级时序要求;进入故障隔离阶段后,机械臂切换至静态收缩模式,此时部署的 FBG 光纤传感器充分发挥其测量精度优势,通过捕捉绳索等距补偿过程中的关节角度微小变化,结合格拉姆角差场算法生成的时空特征图谱,最终通过集成分类模型实现毫米级故障定位。该框架通过物理规律正则化与数据驱动学习的自适应融合,在张力预测误差、诊断准确率及定位精度等核心指标上显著优于传统方法,为机械臂预测性维护提供了兼具实时性与精准性的新型解决方案。本工作的贡献包括:

1) 基于虚功定理对绳驱机械臂进行绳索张力建模。通过偏微分方程描述绳索与多冗余机械臂关节角之间的力学关系,同时考虑了系统约束条件,为绳索张力的计算和动态分析奠定了理论基础。

2) 设计了 FCN-P 网络框架,实现了对关节状态间复杂关系的有效表征。在模型中引入绳驱机械臂的物理知识来获得令人满意的检测精度。将物理知识引入学习过程,使所提出的方法具有更高水平的物理遵从性。

3) 提出一种基于主动激励的绳驱机械臂故障隔离方法。通过精确控制同一关节上的三根驱动绳索的收缩,动态观测关节角度响应特征,构建角度变化模式与故障类别的映射关系,实现了基于内置光纤传感器的故障精准隔离。

## 1 双阶段融合诊断方法

本研究提出双阶段故障诊断和隔离框架:第 1 阶段实时采集工作绳索张力,通过 FCN-P 网络估计张力并初步识别损伤,同时建立机械臂张力模型以表征绳索-关节角力学关系,为损伤判定提供理论依据;第 2 阶段采用同步补偿诊断法,对关节的 3 条驱动绳索进行等距补偿,利用光纤传感系统采集俯仰角与偏航角的动态响应,经格

拉姆角差场(gramian angular difference field, GADF)算法生成二维时空特征图谱后,最终再通过集成分类模型实现损伤特征的层级化识别。实验表明,该框架在张力预

测、故障诊断及定位精度等关键指标上表现优异,为机械臂预测性维护提供可靠技术支撑。整体框架如图1所示。

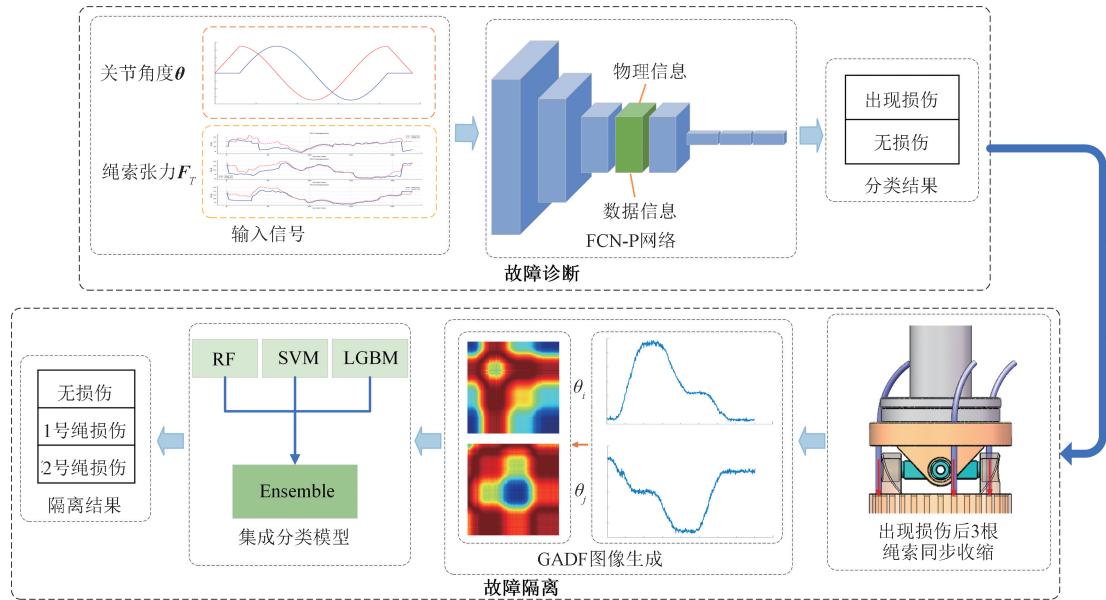


图1 整体框架

Fig. 1 Overall framework

## 1.1 基于FCN-P网络的故障诊断

### 1) 机械臂张力建模

在分析绳驱机械臂的特性时,本文重点研究了张力与关节角之间的关系。基于此,构建了一个静力平衡模型,以揭示两者的内在联系<sup>[17]</sup>。机械臂的几何结构与张力分布的示意图如图2所示。

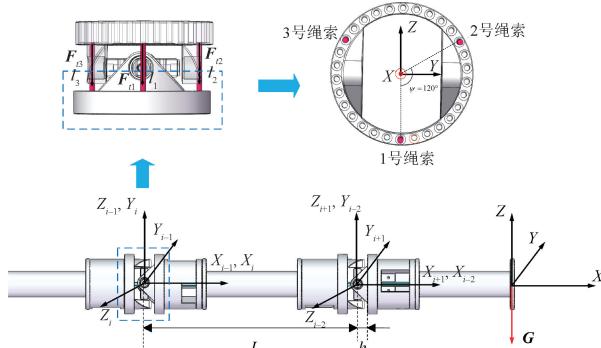


图2 运动学建模

Fig. 2 Kinematics modeling

在绳驱机械臂的运动过程中,由于其速度较低,即使受到多种力的综合作用(如重力、负载等),也可以将其视为静力平衡状态<sup>[18]</sup>。为简化建模,暂不考虑绳索与关节间的摩擦力对系统的影响。

根据虚功原理,该机械臂系统的平衡关系可描述为:

$$N^T \cdot \delta r - F_r^T \cdot \delta l - D^T \cdot \delta h = 0 \quad (1)$$

式中:  $N$  代表外力和力矩;  $F_r$  代表绳索张力;  $D$  代表机械臂所受重力;  $h$  代表节点高度;  $r$  代表绳驱机械臂末端位姿;  $l$  代表驱动绳长。

$\theta$  代表关节角度,将  $\delta r = \frac{\partial r}{\partial \theta} \delta \theta$ ,  $\delta l = \frac{\partial l}{\partial \theta} \delta \theta$  和  $\delta h = \frac{\partial h}{\partial \theta} \delta \theta$

代入式(1),即可得到:

$$N^T \frac{\partial r}{\partial \theta} \delta \theta - F_r^T \frac{\partial l}{\partial \theta} \delta \theta - D^T \frac{\partial h}{\partial \theta} \delta \theta = 0 \quad (2)$$

为了进一步研究绳索张力与关节角之间的关系,引入了末端姿态、绳索及重力的雅可比矩阵。这些矩阵分别记为  $J_r = \partial r / \partial \theta$ ,  $J_l = \partial l / \partial \theta$  和  $J_h = \partial h / \partial \theta$ 。整理后可得:

$$N^T J_r - F_r^T J_l - D^T J_h = 0 \quad (3)$$

通过对该模型求偏导,推导出了绳索张力与关节角之间的微分关系,即:

$$\frac{\partial J_r^T}{\partial \theta} N + J_r^T \frac{\partial N}{\partial \theta} - \frac{\partial l^T}{\partial \theta} F_r - J_l^T \frac{\partial F_r}{\partial \theta} - \frac{\partial J_h^T}{\partial \theta} D - J_h^T \frac{\partial D}{\partial \theta} = 0 \quad (4)$$

为了更深入地描述绳索张力与关节角之间的动态关系,该研究引入了海森矩阵,  $H_{J_r^T} = \partial J_r^T / \partial \theta$ ,  $H_{J_l^T} = \partial J_l^T / \partial \theta$  和  $H_{J_h^T} = \partial J_h^T / \partial \theta$ ,同时由于绳驱机械臂系统在低速运动过

程中其重力  $\mathbf{D}$  保持恒定, 且外力  $\mathbf{N}$  也保持不变。因此, 可以得出  $\partial\mathbf{D}/\partial\boldsymbol{\theta} = 0$ ,  $\partial\mathbf{N}/\partial\boldsymbol{\theta} = 0$ , 从而将上述方程重新表述为:

$$\mathbf{H}_{J_r^T}\mathbf{N} - \mathbf{H}_{J_l^T}\mathbf{F}_r - \mathbf{J}_l^T \frac{\partial \mathbf{F}_r}{\partial \boldsymbol{\theta}} - \mathbf{H}_{J_h^T}\mathbf{D} = 0 \quad (5)$$

最后, 通过对重新表述后的方程进行整理, 得到了绳索张力关于关节角的偏导数表达式, 即:

$$\frac{\partial \mathbf{F}_r}{\partial \boldsymbol{\theta}} = \mathbf{J}_l^{-T} (\mathbf{H}_{J_r^T}\mathbf{N} - \mathbf{H}_{J_l^T}\mathbf{F}_r - \mathbf{H}_{J_h^T}\mathbf{D}) \quad (6)$$

该物理约束的核心在于通过雅可比矩阵和海森矩阵刻画机械臂的静力平衡特性。其中, 雅可比矩阵采用解析推导, 海森矩阵因解析求解复杂而采用数值近似。具体而言, 雅可比矩阵包括: 末端位姿雅可比矩阵  $\mathbf{J}_r = \partial\mathbf{r}/\partial\boldsymbol{\theta}$ , 维度为  $6 \times 2n$ ; 绳索长度雅可比矩阵  $\mathbf{J}_l = \partial l/\partial\boldsymbol{\theta}$ , 维度为  $3n \times 2n$ ; 重力高度雅可比矩阵  $\mathbf{J}_h = \partial\mathbf{h}/\partial\boldsymbol{\theta}$ , 维度为  $n \times 2n$ 。其中  $n$  代表机构中的万向节数量。以  $\mathbf{J}_r$  例, 其展开形式为:

$$\mathbf{J}_r = \begin{bmatrix} \frac{\partial p_x}{\partial \theta_1} & \frac{\partial p_x}{\partial \theta_2} & \dots & \frac{\partial p_x}{\partial \theta_{2n}} \\ \frac{\partial p_y}{\partial \theta_1} & \frac{\partial p_y}{\partial \theta_2} & \dots & \frac{\partial p_y}{\partial \theta_{2n}} \\ \frac{\partial p_z}{\partial \theta_1} & \frac{\partial p_z}{\partial \theta_2} & \dots & \frac{\partial p_z}{\partial \theta_{2n}} \\ \frac{\partial \xi_1}{\partial \theta_1} & \frac{\partial \xi_1}{\partial \theta_2} & \dots & \frac{\partial \xi_1}{\partial \theta_{2n}} \\ \frac{\partial \xi_2}{\partial \theta_1} & \frac{\partial \xi_2}{\partial \theta_2} & \dots & \frac{\partial \xi_2}{\partial \theta_{2n}} \\ \frac{\partial \xi_3}{\partial \theta_1} & \frac{\partial \xi_3}{\partial \theta_2} & \dots & \frac{\partial \xi_3}{\partial \theta_{2n}} \end{bmatrix} \quad (7)$$

海森矩阵  $\mathbf{H}_{J_r^T} = \partial\mathbf{J}_r^T/\partial\boldsymbol{\theta}$ ,  $\mathbf{H}_{J_l^T} = \partial\mathbf{J}_l^T/\partial\boldsymbol{\theta}$  和  $\mathbf{H}_{J_h^T} = \partial\mathbf{J}_h^T/\partial\boldsymbol{\theta}$ , 则通过有限差分法近似求解, 即通过关节角微小增量计算雅可比矩阵的变化率, 以此在保证精度的同时降低计算复杂度。

此外, 本文还定义了绳驱机械臂模型中的一系列关键参数, 包括关节空间中角度集合  $\boldsymbol{\theta}_i$  和  $\boldsymbol{\theta}_j$ , 关节位姿可借助齐次变换矩阵来呈现, 设齐次变换矩阵  $\mathbf{H} = \mathbf{H}_b \cdot \mathbf{H}_\alpha(\boldsymbol{\theta}_i) \cdot \mathbf{H}_\beta(\boldsymbol{\theta}_j) \cdot \mathbf{H}_m$ , 最终关节位姿可以表示为  $\mathbf{r} = \mathbf{H} \cdot [0 \ 0 \ 0 \ 1]^T$ 。绳索长度  $l = l(\mathbf{r}, \boldsymbol{\psi}, \boldsymbol{\theta}_i, \boldsymbol{\theta}_j)$ ,  $d$  为连杆半径,  $\boldsymbol{\psi}$  安装孔位。相对高度  $h_a = h_a(l_k, \boldsymbol{\theta}_i, \boldsymbol{\theta}_j)$  以及连杆长度  $l_k$  等参数。这些参数的定义为后续的分析和计算提供了基础。

## 2) 网络模型

本研究提出了一种融合物理约束的绳驱机械臂张力分类模型如图 3 所示, 其主体框架包含全卷积网络 (fully

convolutional networks, FCN) 基础层、物理约束模块及数据补偿模块。FCN 模块以关节角度与绳索张力作为联合输入特征, 输出层采用 Softmax 函数生成多类别概率分布。核心物理约束模块通过显式集成运动学雅可比矩阵与动力学海森矩阵, 将机械臂的几何约束及力传递特性转化为可微分的正则化项, 确保网络输出严格遵循物理规律。数据修正分支构建残差学习路径, 利用实际采集的张力-角度配对样本对物理先验进行自适应补偿。

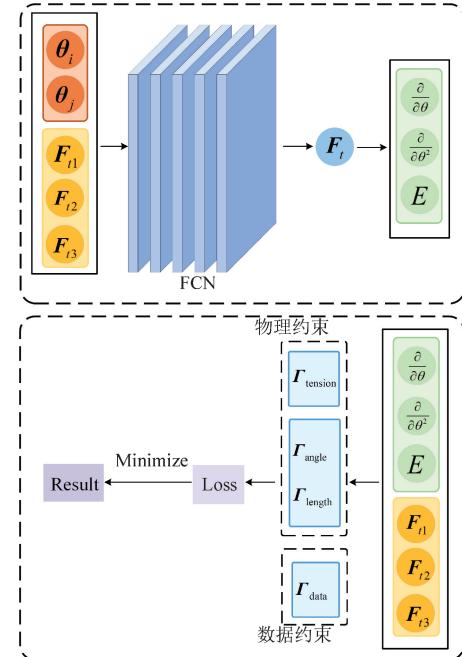


图 3 FCN-P 网络构成

Fig. 3 FCN-P network composition

最终构建包含数据约束损失、物理约束损失、绳长约束损失及角度范围约束损失的多目标损失函数, 各分量通过动态权重系数实现自适应融合。这种多约束协同机制在保障分类精度的同时, 通过物理规律的硬性约束与数据特征的软性校正, 显著提升了模型在非线性工况下的预测可信度及跨场景泛化能力。

为优化训练过程, 采用 Adam 优化器实现自适应学习率调节与参数更新, 其内置动量机制能有效平滑梯度传播轨迹, 抑制参数振荡并降低陷入局部极值的风险。在这个过程中进一步引入基于验证损失的学习率衰减策略 (ReduceLROnPlateau), 当监测到连续多个训练周期内损失指标无明显改善时, 自动触发学习率衰减操作。这种动态调节机制通过双阶段优化策略——初期快速收敛与后期精细调优的协同作用, 在保障训练稳定性的同时显著提升了模型收敛效率。

在分类任务中针对  $N$  个分类样本,输出为类别概率分布  $\hat{\mathbf{y}}_n = [\hat{y}_{n,1}, \hat{y}_{n,2}, \dots, \hat{y}_{n,v}]$ , 基于式(2)对于每个类别  $v$ , 本研究定义了物理约束残差损失,其表达式如式(8)所示。

$$\mathbf{R}_v(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{F}_r^T \mathbf{J}_p - \mathbf{F}_{T,v}^T \mathbf{J}_1 - g \cdot \mathbf{J}_h \quad (8)$$

定义了张力约束损失,具体形式如式(9)所示。

$$\mathbf{F}_{\text{tension}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{v=1}^V \hat{\mathbf{y}}_{i,v} \left| \frac{\partial \mathbf{F}_{T,v}}{\partial \boldsymbol{\theta}} - \mathbf{J}_{i,n}^T (\mathbf{H}_{J_r,n}^T \mathbf{F}_c - \mathbf{H}_{J_l,n}^T \mathbf{F}_{T,c} - \mathbf{H}_{J_h,n}^T \mathbf{G}) \right|^2 \quad (9)$$

为确保网络的预测结果符合绳长的物理约束,定义绳长约束损失表达式为:

$$\mathbf{F}_{\text{length}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{v=1}^V \hat{\mathbf{y}}_{i,v} \left\| \mathbf{L}_{n,v} - \mathbf{L}_v \right\|^2 \quad (10)$$

其中,  $\mathbf{L}_{n,v}$  是对类别  $v$  的预测绳长,  $\mathbf{L}_v$  是类别  $v$  的目标绳长。通过对各类别的绳长误差进行加权平均,该损失确保网络输出的几何参数在分类条件下符合预期。机械臂系统的角度范围由物理设计所决定。因此引入类别概率权重以约束角度范围,定义为:

$$\mathbf{F}_{\text{angle}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{v=1}^V \hat{\mathbf{y}}_{i,v} \left( \frac{\max(0, |\boldsymbol{\theta}_{1,n,v}| - \boldsymbol{\theta}_{\text{MAX}})^2}{\max(0, |\boldsymbol{\theta}_{2,n,v}| - \boldsymbol{\theta}_{\text{MAX}})^2} + \right) \quad (11)$$

其中,  $\boldsymbol{\theta}_{\text{MAX}}$  为机械臂关节角度上限。该损失通过对超出角度限制的输出进行惩罚,引导网络预测结果满足系统的物理限制条件。

图卷积损失用于优化网络的关节状态特征传播,为了提升分类任务的精度,采用交叉熵损失,其定义为:

$$\mathbf{F}_{\text{GCN}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{v=1}^V \mathbf{y}_{n,v}^* \log(\hat{\mathbf{y}}_{n,v}) \quad (12)$$

最终的总损失函数综合考虑了物理约束、数据约束、绳长约束和角度范围约束,即:

$$\mathbf{F}_{\text{total}} = \begin{cases} \sigma_{\text{GCN}} \mathbf{F}_{\text{GCN}} + \sigma_{\text{tension}} \mathbf{F}_{\text{tension}} + \sigma_{\text{length}} \mathbf{F}_{\text{length}} + \\ \sigma_{\text{angle}} \mathbf{F}_{\text{angle}}, & \text{节点 } i \text{ 属于关节 } j \\ \mathbf{F}_{\text{GCN}}, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $\sigma_{\text{GCN}}$ 、 $\sigma_{\text{tension}}$ 、 $\sigma_{\text{length}}$ 、 $\sigma_{\text{angle}}$  为不同损失项的权重超参数,用于平衡各项损失对总损失的贡献。

## 1.2 结合光纤传感器的损伤隔离

### 1) 光纤传感器的角度计算方法

在 FCN-P 网络完成故障特征识别后,故障隔离阶段通过 FBG 角度传感器实现高精度角度监测。由于光纤角度传感器存在响应延迟,无法满足故障检测阶段的实时性要求,但在机械臂停机后逐步收缩绳索的故障隔离过程中,其测量精度可精准捕捉角度变化,为同步补偿诊断提供关键数据支撑。实验通过内置的 FBG 角度传感器精确测量机械臂的关节角度变化,光纤传感器的结构如图 4 所示。

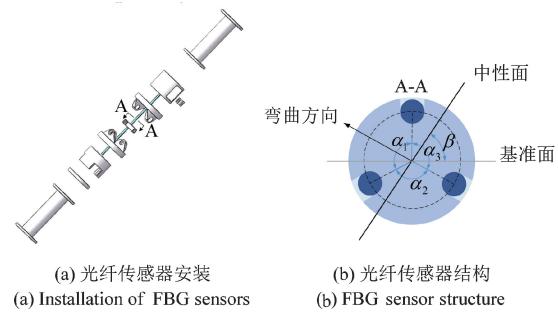


图 4 关节状态测量用光纤传感器结构

Fig. 4 FBG sensor structure for joint state measurement

若将 FBG 沿纯弯曲梁轴向安装在距离梁中性面为  $d$  的位置且维持温度恒定,则梁的曲率与 FBG 的反射波长变化量之间的定量关系可由式(4)描述,即:

$$\Delta\lambda_B = K_e d\rho \quad (14)$$

式中:  $\Delta\lambda_B$  为 FBG 中心波长偏移量;  $K_e = (1 - p_e)\lambda_B$  表示应变灵敏度;  $\rho$  为纯弯曲梁的曲率。

为同时测量绳驱机械臂关节的俯仰角角度和偏航角角度,同时考虑到温度对 FBG 反射波长会产生一定的影响<sup>[19-20]</sup>,制作了如图 4 所示结构的光纤传感器。该传感器以圆形截面梁作为基础承载结构<sup>[21]</sup>,并由 3 个参数相同的 FBG 构成传感单元。

根据式(14)和图 4,在温度恒定的情况下,当 3-FBG 传感单元处的梁发生纯弯曲时,3 个 FBG 的波长变化量可表示为:

$$\begin{bmatrix} \Delta\lambda_1 \\ \Delta\lambda_2 \\ \Delta\lambda_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_e \sin \alpha_1 d_1 & -K_e \cos \alpha_1 d_1 \\ K_e \sin \alpha_2 d_2 & -K_e \cos \alpha_2 d_2 \\ K_e \sin \alpha_3 d_3 & -K_e \cos \alpha_3 d_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\cos \beta \rho \\ -\sin \beta \rho \end{bmatrix} \quad (15)$$

关节的弯曲角度可由传感器架构的曲率表示为:

$$\theta = \pi - s\rho \quad (16)$$

通过上述公式可以精确计算机械臂关节的弯曲曲率和方向,为后续的损伤定位提供准确的角度信息。

需要注意的是,FBG 传感器用于角度监测时表现出约 1 s 的响应延迟,这一延迟源于传感器自身的物理特性。实验获取如图 5 的波长变化曲线所示,机械臂运动结束后,波长变化值会先出现显著波动,随后逐渐趋于稳定。这是由于机械臂运动产生的瞬时应力扰动会导致光纤光栅的波长快速变化,从而引发信号波动;同时,传感器涂层等粘弹性材料的特性决定了其无法对形变做出即时完全响应,而是存在一定的蠕变与应力松弛过程,需经过约 1 s 才能完成应力的重新分布与稳定<sup>[22]</sup>。因此,实际应用中需选取波动平息后的稳定阶段数据以保证测量准确性,使得该传感器暂时不适用于动态诊断场景。

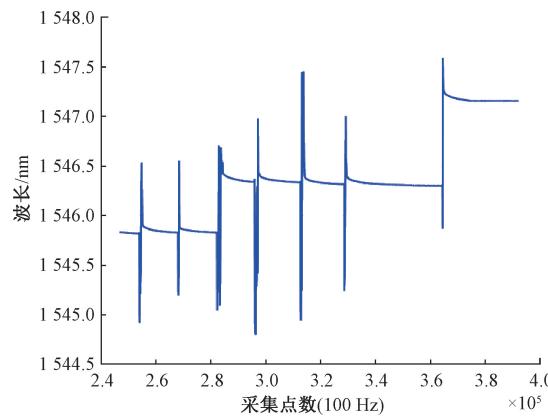


图 5 光纤传感器多次弯曲波长 (nm) 变化

Fig. 5 Wavelength (nm) change diagram of optical fiber sensor under multiple bendings

## 2) 基于关节角度的绳索损伤隔离

为了突破 FCN-P 网络无法定位具体故障绳索的局限,本研究设计同步补偿诊断法来完成故障隔离。其核心在于通过依次分段驱动同一关节的 3 根绳索完成等距分段补偿策略,在每次单步收缩后保持静止状态以等待角度测量,消除机械臂运动过程中的非对称干扰,并利用光纤传感系统同步采集该关节角度的动态响应信号,并将角度信号分解成  $\theta_1$  和  $\theta_2$  两个方向上的角度变化。在得到准确的角度信息后,角度信号的时间序列体现了各种相关特征,故障绳索的特征需要在时间序列中的某个时间点对先前和后续的信息进行关联,这导致了时间依赖性。GADF 可以完全保留时间序列中的信息,并将其存储在信息丰富的图像格式中。这确保了信息的完整性,并解决了时间序列的依赖性问题,使其非常适合处理这样的非平稳信号。

得到 GADF 算法转化为二维时空特征图谱后,结合集成分类模型实现损伤特征的层级化识别。整个流程涵盖信号采集、特征编码、模型训练与决策 3 个关键阶段,通过物理约束与数据驱动的协同优化,显著提升了复杂工况下机械臂故障定位的精度与鲁棒性。

GADF 通过极坐标变换与格拉姆矩阵构造,将一维时间序列转换为二维图像,其过程可分为以下 4 个步骤<sup>[23]</sup>,即:

(1)首先对时间序列  $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_{n-1}, x_n\}$  进行归一化以消除量纲影响。

$$\tilde{x}_i = \frac{x_i - \min(X) + x_i - \max(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (17)$$

(2)将步骤(1)中缩放后的加速度时间序列转换成为极坐标。在极坐标上进行编码,将缩放之后的加速度值用角余弦进行编码,值在  $[0, \pi]$  范围。将其对应的时间戳编码成为半径,公式如式(18)所示。

$$\begin{cases} \theta_i = \arccos(\tilde{x}_i), & -1 \leq \tilde{x}_i \leq 1, \tilde{x}_i \in \tilde{X} \\ r_i = \frac{t_i}{M} \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $t_i$  对应  $x_i$  的时间戳;  $M$  为归一化因子。

(3)加速度时间序列经过步骤(2)的极坐标变换,使其也蕴含了时间信息,因此可以利用 GADF 对加速度时间序列进行重构。其表达式为:

$$G =$$

$$\begin{bmatrix} \sin(\theta_1 - \theta_1) & \sin(\theta_1 - \theta_2) & \dots & \sin(\theta_1 - \theta_j) \\ \sin(\theta_2 - \theta_1) & \sin(\theta_2 - \theta_2) & \dots & \sin(\theta_2 - \theta_j) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sin(\theta_i - \theta_1) & \sin(\theta_i - \theta_2) & \dots & \sin(\theta_i - \theta_j) \end{bmatrix} \quad (19)$$

(4)将格拉姆矩阵  $G$  中的元素重新映射到图像像素的值范围内,以生成 GADF 图像。

在得到两个方向上的角度变化过程的 GADF 图像后,针对不同损伤的图像分类研究中,本研究构建了一种独特的分类框架。同时为了增强模型泛化能力使用了组合式数据增强方案。该框架融合多种技术手段,旨在提升分类性能。在特征提取环节,结合了方向梯度直方图特征(histogram of oriented gradients, HOG)和颜色直方图最终得到优化后的联合特征向量。

HOG 特征计算可表示为:

$$f_h = H(I, o, p_c, c_b) \quad (20)$$

式中:  $I$  表示输入图像;  $o$  表示方向箱数量;  $p_c$  表示细胞单元像素数;  $c_b$  表示块包含的细胞数。

颜色直方图特征计算为:

$$f_c = [H_r, H_g, H_b] \quad (21)$$

式中:  $H_r, H_g, H_b$  为红、绿、蓝 3 个通道的直方图。

最终特征向量为:

$$f = [f_h, f_c, f_s] \quad (22)$$

式中:  $f_s$  是表示图像来源文件夹的特征向量。

在分类器构建上,采用三阶段集成学习策略。首先训练随机森林、支持向量机(support vector machine, SVM)和轻量级梯度提升机(light gradient boosting machine, LightGBM)这 3 种基础分类模型;其次通过 5 折交叉验证优化各模型关键参数,确保其泛化稳定性;最后基于加权投票机制构建综合集成模型<sup>[24]</sup>。集成学习部分投票集成模型可表示为:

$$E(\mathbf{x}) = \operatorname{argmax}_{y \in \mathcal{Y}} \sum_{i=1}^N \omega_i \cdot p_i(y | \mathbf{x}) \quad (23)$$

式中:  $\mathbf{x}$  表示样本特征向量;  $y$  表示类别标签;  $\mathcal{Y}$  表示类别集合;  $\omega_i$  表示不同模型权重;  $p_i$  表示概率预测。

权重分配采用数据驱动的动态策略,以各基础模型在独立测试集上的分类准确率为直接依据,计算每个基础模型的测试集准确率,再将这些准确率值作为对应模型权重进行分配,以精准整合模型优势以提升故障隔离

分类效果,对应权重计算公式为:

$$\omega_i = \frac{acc_{cv\_avg,i} \cdot (1 + \alpha \cdot acc_{test,i})}{\sum_{j=1}^n acc_{cv\_avg,j} \cdot (1 + \alpha \cdot acc_{test,j})} \quad (24)$$

式中:  $acc_{cv\_avg}$  表示交叉验证准确率的平均值;  $acc_{test,i}$  表示模型在独立测试集的准确率;  $\alpha$  表示微调系数。

## 2 实验研究

### 2.1 设备信息和数据收集

为评估所提出的故障诊断框架在检测绳驱机械臂绳索张力故障方面的适用性,该研究基于自主研制的实验平台开展系统性验证,平台架构如图 6 所示。该系统采用模块化设计的无刷电机驱动单元,配合图中所示的绳索传动机构,其绳索布局采用空间对称式排布,可模拟实际工况中常见的磨损、松弛、断裂等典型损伤模式。为获取高保真张力状态数据,实验平台集成高精度张力传感器阵列,配合定制化数据采集卡实现多通道同步采样。同时为了得到精确的关节角度数据使用 FBG 光纤角度传感器,配合解调仪实时采集。图 7 展示了绳索结构与损伤状况。表 1 详细列出了绳索故障设置方案,包括损伤绳索编号。为收集与绳索状态相关的张力数据,采用张力传感器进行绳索张力采样。

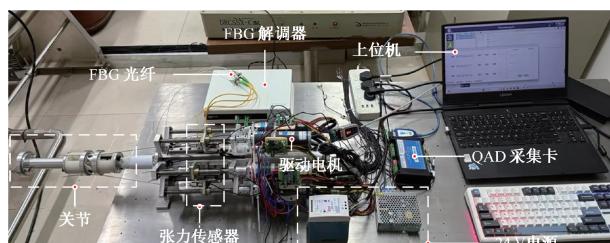


图 6 绳驱机械臂绳索状态实验平台

Fig. 6 Cable-driven robotic arm rope state experimental platform

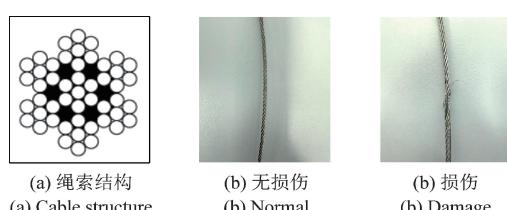


图 7 绳索结构与损伤状态

Fig. 7 Cable structure and damage status

在物理信息深度学习模型的验证环节,设计了十字、椭圆和圆形 3 种末端运动轨迹,并设置了包括空载在内的 21 种负载状态(0~5 kg, 间隔 0.25 kg),同时设置了 15~25 N 间不同预紧力以模拟不同刚度。每个运动周

表 1 实验数据采集

Table 1 Experimental data collection

实验方案	故障绳索编号	样本数量
	无	960
绳索张力数据采集	1	960
	2	960
	无	390
多绳索等距离收缩实验 数据采集	1	390
	2	390

期内,同步采集关节角度数据与对应绳索张力时序信号,生成包含空间位姿、负载特性及动力学响应的耦合数据集,所有轨迹样本均独立存储以保障数据独立性。

为了深入验证关节角度观测策略对损伤状态辨识的增益效果,设计了多绳索等距离收缩实验:在机械臂全工作空间内随机选取 12 组典型位姿组合,配合 5 种初始张力配置,通过对 3 根传动绳索实施间隔为 0.05 mm 阶梯式收紧操作。实验全程采用 FBG 光纤角度传感器进行角度监测,同步记录该过程中关节角度变化的动态响应曲线。如图 1 中所示,实际实验中 2 号绳和 3 号绳处于同一高度且左右对称,因此本研究构建的实验涵盖健康状态,1 号绳损伤和 2 号损伤的完备状态空间,为验证所提观测策略的损伤分辨能力提供了标准化测试基准。

### 2.2 绳索张力拟合

为验证所提出模型的准确性,本研究采集了绳驱机械臂在 1.5 kg 负载下执行圆周运动的实验数据。实验中,将模型中的分类损失函数替换为数值残差约束,从而实现对关节绳索张力的精确估计。通过对比模型预测张力与实测张力值,对模型预测性能进行了评估。

图 8 中展示了在整个圆周运动过程中,各关节绳索张力的预测值与实测值的对比情况。实验中,3 根绳索呈正三角形布置,其中 1 号绳索位于顶部,2 号和 3 号绳索位于底部。由于连杆重力及负载主要由 1 号绳索承担,因此其张力波动较其他两根绳索更为显著。尽管存在这些局部变化,但从整体趋势来看,模型预测的张力变化与实测值保持了良好的一致性,在幅值变化和相位特性方面均表现出较好的吻合度。

### 2.3 关节故障诊断

#### 1) 基于 FCN-P 多故障分类

为了验证 FCN-P 模型对多类绳索状态辨识的有效性,本项研究在单关节绳索驱动机械臂标准数据集上开展了系统性实验验证。实验平台配置为:构建了双隐藏层神经网络架构,每层包含 256 个神经元单元,采用 ReLU 激活函数进行非线性映射,优化器选用 Adam 算

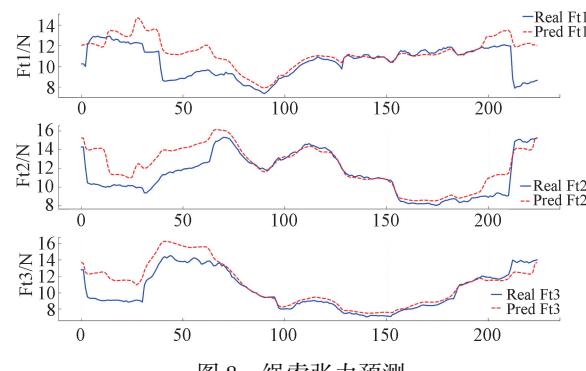


图 8 绳索张力预测

Fig. 8 Cable tension prediction

法,初始学习率设定为 $1 \times 10^{-3}$ ,批处理规模配置为32个样本。

实验结果如图9所示,通过标准化混淆矩阵可视化呈现了模型在绳索故障诊断任务中的分类性能。矩阵主对角线元素对应各类别的分类准确率,非对角线元素则反映类间混淆程度。分析表明,模型在各类绳索状态均很高的分类精度,尤其在微小张力差异辨识场景下展现出卓越的特征分辨能力。这验证了FCN-P架构能够有效捕捉不同绳索状态下的时频域特征差异,实现精准的故障模式分类。

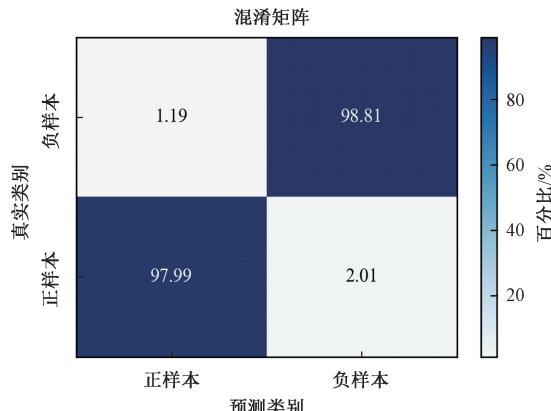


图 9 单关节绳索状态分类混淆矩阵

Fig. 9 Confusion matrix for single-joint cable state classification

为探究FCN-P模型性能边界,基于控制变量法开展了系统性参数优化实验,如图10所示。通过网格化参数搜索,重点考察了网络拓扑结构、优化策略及非线性映射机制对分类性能的影响规律。实验结果表明:适当增加网络深度和宽度可显著提升特征表达能力,但过度参数化会导致梯度消失和过拟合风险;学习率在 $1 \times 10^{-3} \sim 5 \times 10^{-3}$ 可获得最佳收敛特性,该范围既能保证训练稳定性,又能通过自适应梯度裁剪机制有效规避局部最优解。适中的Batch size大小可以在效率与模型性能之间取得平衡。同时不同隐藏层尺寸影响显著,小尺寸隐藏层易

欠拟合,大尺寸则增加计算成本。

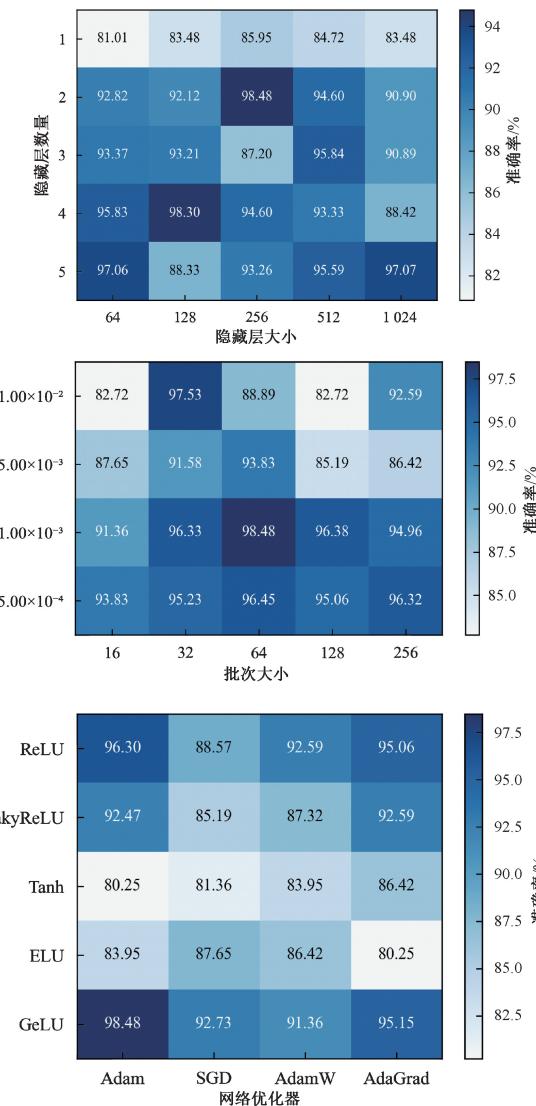


图 10 FCN-P 在各网络参数下的分类准确率对比

Fig. 10 Comparison of classification accuracy of FCN-P under various network parameters

通过正交实验设计验证了非线性映射机制与优化策略的协同效应:GeLU激活函数与Adam优化器的组合在特征分辨能力和收敛速度方面展现出显著优势,且优化器迭代步长适配性关键,适配学习率区间能让模型更好发挥作用。该参数调优策略为绳索驱动系统状态监测领域提供了可复用的神经架构搜索范式,充分证明科学参数配置可显著提升模型在复杂工况下的特征辨识能力。

## 2) 多模型性能对比

为系统验证FCN-P框架的性能优势本研究将其在相同测试集上与多种模型进行对比。其中包含纯数据驱动的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、卷积高效网络(convolutional neural-efficientnet, CN-

EfficientNet)、Transformer 及长短期记忆网络 (long short-term memory, LSTM) 4 种主流模型展开对比实验。实验结果如表 2 所示。

表 2 不同网络的分类效果对比

Table 2 Comparison of classification effects of different networks

编码方法	准确率/%	每个 epoch 训练时间/s	每个样本 测试时间/ms
CNN	83.33	6.80	0.102
Transformer	74.07	23.38	0.070
LSTM	85.19	8.81	1.200
FCN-P	98.48	10.44	0.198
CN-EfficientNet	91.30	15.56	0.440

结果表明,FCN-P 在分类准确率、检测效率及抗干扰能力 3 个维度均展现显著优势:其 98.48% 的准确率较次优的 CN-EfficientNet 提升 7.18 个百分点,较 Transformer 的 74.07% 提升更为明显;而且在推理速度方面,FCN-P 在所有模型中仍然处于第 1 梯队。特别值得关注的是,Transformer 模型虽凭借自注意力机制拥有最快的检测速度,但其分类准确率未取得预期效果,反映出纯数据驱动模型在机械故障诊断场景中的物理可解释性缺陷。

进一步分析发现,FCN-P 的性能优势源于物理信息与数据驱动的深度融合:通过显式建模绳索-关节角力学关系,网络能够主动聚焦于与故障强相关频段张力特征,而 Transformer 模型虽然具备全局时序建模能力,但是其注意力分布的多峰特性容易导致将正常振动模态误判为故障特征。这些实验结果充分证明物理规律正则化与深度学习的协同优化策略,在保障实时性的同时显著提升了复杂工业场景下的诊断可靠性。

## 2.4 关节故障隔离

### 1) 基于同步补偿法的故障隔离

本研究通过多绳索等距离补偿控制实验,对绳驱机械臂故障隔离系统的隔离性能进行了深入验证。在实验中,高精度光纤角度传感器阵列被用于实时采集机械臂关节角度数据,这些数据精准地反映了机械臂在运行过程中的动态变化。结合 GADF 信号编码方法,将应变信号转换为包含时频特征的二维图像,如图 11 所示。

在正常工况下,GADF 图像呈现出较为规整、有序的纹理特征。其颜色分布相对均匀且具有一定的周期性,这表明机械臂各部件协同工作,运行状态稳定,信号波动处于正常范围。图像中的纹理线条流畅,过渡自然,反映出机械臂在无故障时的平稳运动特性。而当出现绳索损伤工况(1 号/2 号绳)时,GADF 图像的纹理特征发生了

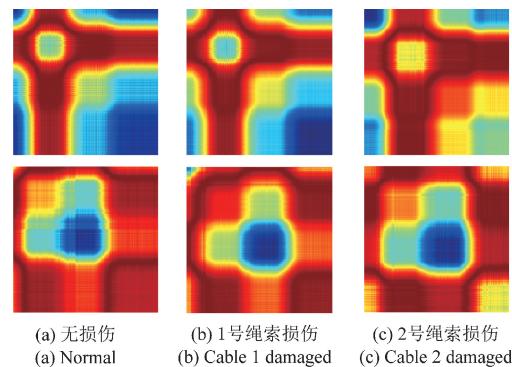


图 11 不同绳索损伤下两个角度的 GADF 图像

Fig. 11 GADF images at two angles under

显著变化。以 1 号绳索损伤为例,图像中出现了局部的颜色异常集中区域,原本流畅的纹理线条变得断裂、紊乱,周期性被打破。颜色的强度分布也不再均匀,某些区域颜色明显加深或变浅,这暗示着绳索损伤导致机械臂运动时的信号出现了异常波动。对于 2 号绳索损伤工况,图像同样呈现出不规则的纹理,但与 1 号绳索损伤时的纹理差异明显,具体表现为颜色分布和纹理走向的不同。结果表明,该方法有效保留了信号的时间依赖性,正常工况与绳索损伤工况在 GADF 图像中呈现出可区分的纹理特征差异,为后续分类提供了高可分性特征集。

基于改进型深度学习模型的故障隔离结果显示,系统在测试集上实现了 94.89% 的分类准确率,如图 12 所示。从混淆矩阵中可以清晰地看到,在 1 号绳索故障类别下,预测正确的比例高达 97.76%;在 2 号绳索故障类别中,预测准确率也达到了 93.18%,仅有少量样本被误判;对于无绳索损伤状态,预测准确率为 93.70%,表现出色。

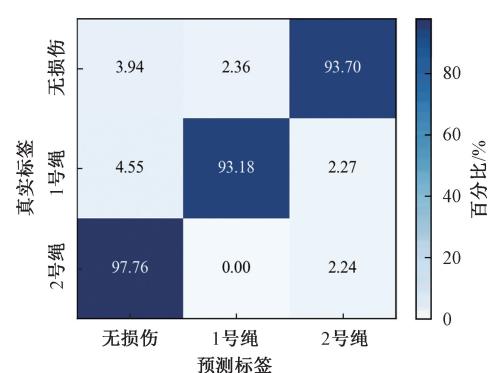


图 12 单关节绳索状态隔离混淆矩阵

Fig. 12 Confusion matrix for single-joint cable state isolation

为进一步验证模型的泛化能力与稳定性,对基础模型开展 5 折交叉验证,结果如表 3 所示。可见,LightGBM 的交叉验证准确率均值在各模型中最优,且标准差仅最

低,稳定性突出;随机森林和 SVM 表现稍逊。各模型测试集准确率与交叉验证结果为后续按模型性能分配集成权重,提供了有力的数据依据。

表 3 各基础模型的 5 折交叉验证性能对比

Table 3 Performance comparison of 5-fold cross-validation for each foundation model

基础模型	5 折交叉验证准确率 (均值±标准差)	测试集准确率/%
RF	0.918 2±0.032 5	92.57
SVM	0.895 6±0.027 1	90.35
LightGBM	0.935 4±0.018 2	91.29

结合前文对 GADF 图的分析,正常工况与单绳索损伤工况在 GADF 图像中呈现出可区分的纹理特征差异,改进型深度学习模型正是基于这些独特的纹理特征进行有效学习和分类。通过构建角度变化特征与预设损伤数据库的动态匹配机制,系统能够精准捕捉不同状态下关节角度数据经 GADF 编码后的特征变化,从而在工程实践中成功实现故障绳索的精准定位,验证了所提方法在复杂绳驱系统智能维护领域的工业适用性。

## 2) 多编码图像分类效果对比

为全面评估不同图像编码方法在复杂绳驱系统故障分类任务中的性能,图 13 展示了在正常状态、绳索 1 损坏状态和绳索 2 损坏状态下,通过连续小波变换 (continuous wavelet transform, CWT)、马尔可夫转移场 (Markov transition field, MTF)、相对位置矩阵 (relative position matrix, RPM)、递归图 (recurrence plot, RP)、形态差异场 (morphological difference field, MDF) 这 6 种编码方法生成的图像。不同编码方法生成的图像维度有差异,CWT 图像维度为  $875 \times 656$ ,而 MTF、RPM、RP、MDF 和 GADF 图像维度均为  $533 \times 533$ ,同时对图像数据归一化处理,以便后续的可视化与模型训练。

结合表 4 中不同编码方法的分类结果来看,不同编码方法对故障特征的捕捉和表达能力大不相同,从而导致了分类准确率的显著差异。GADF 编码方法生成的图像在分类中取得最优表现,这表明其在保留数据时间依赖性和对故障特征的敏感性方面具有明显优势。

表 4 不同编码方法的隔离效果对比

Table 4 Comparison of isolation effects of different coding methods

编码方法	图像分辨率/pixel	准确率/%
CWT	$875 \times 656$	90.89
MTF	$533 \times 533$	91.61
RPM	$533 \times 533$	91.13
RP	$533 \times 533$	90.65
MDF	$533 \times 533$	92.81
GADF	$533 \times 533$	94.89

相比之下,CWT 和 RP 方法生成的图像分类准确率相对较低,反映出该方法在表征复杂绳驱系统故障特征时存在一定局限性。MTF 和 RPM 方法的分类准确率处于中间水平,MTF 聚焦于状态转移、RPM 强调位置关系,它们在故障特征表达上各有特点。MDF 方法虽然也能生成反映不同状态的图像,但在特征区分度上弱于 GADF,在分类性能上不及 GADF 方法。由此可见,选择合适的图像编码方法对于提升复杂绳驱机械臂系统故障分类的准确性至关重要。

## 3 结 论

本文聚焦绳驱机械臂绳索磨损问题,构建了一套双阶段故障诊断和隔离框架,分别采用特定方法实现高精度故障诊断与精准故障隔离。在故障诊断阶段,利用张力传感器,结合机械臂输入关节角度与绳索张力的映射关系构建张力模型,并设计 FCN-P 诊断网络;在故障隔离环节,设计同步补偿诊断法,通过三驱动绳等距同步补偿,借助光纤传感系统采集角度动态响应,运用 GADF 算法生成特征图谱,结合集成分类模型实现损伤特征精准识别。

实验结果表明,所提框架在绳驱机械臂绳索故障诊断中成效显著,故障分类准确率高达 98.48%。故障分类算法的成功反映了融合先验物理知识与数据驱动特征,

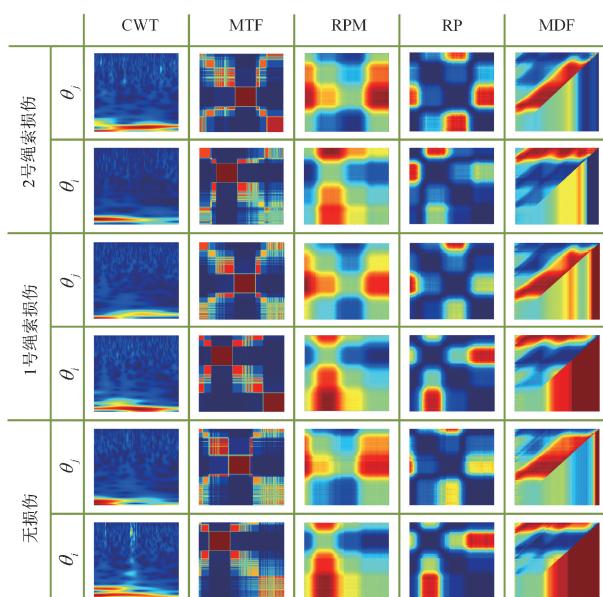


图 13 不同编码方法的伪图像

Fig. 13 Pseudo-images of different coding methods

在提高模型准确性的同时,增强了模型的物理解释性和泛化能力。在故障隔离方面,该框架保持了94.89%的诊断准确率,可精准隔离机械臂绳索损伤,故障隔离算法的成功反映了GADF编码在描述故障特征方面具有更多优势。综上所述,所提框架可有效描述故障特征并准确诊断绳驱机械臂绳索故障,为保障机械臂安全运行提供了有力支撑。

## 参考文献

- [1] NIU Y X, BAI ZH F, WANG H. Design and kinematic analysis of cable-driven underactuated manipulator on spacecraft[J]. *Mechanics Based Design of Structures and Machines*, 2024, 53(5): 3887-3903.
- [2] GU H Y, GAO H B, WEI CH, et al. A dexterous motion control method of rope driven snake manipulator considering the rope-hole properties[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2023, 183: 105219.
- [3] 陈仁祥,张旭,徐向阳,等.噪声标签下注意力特征混合的旋转机械故障诊断[J].*仪器仪表学报*,2023,44(9): 257-264.  
CHEN R X, ZHANG X, XU X Y, et al. Fault diagnosis of rotating machinery with attentive feature mixup in noisy labels [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(9): 257-264.
- [4] ZHANG L D, MIAO ZH M, XIA Y X, et al. Fault diagnosis for mobile robots based on spatial-temporal graph attention network under imbalanced data[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 1-11.
- [5] FENG N, FAN F, XU G L, et al. Deep reinforcement learning based AGV self-navigation obstacle avoidance method[J]. *Instrumentation*, 2022, 9(4): 11-16.
- [6] MIAO ZH M, ZHOU F Y, YUAN X F, et al. Multi-heterogeneous sensor data fusion method via convolutional neural network for fault diagnosis of wheeled mobile robot[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 129: 109554.
- [7] PAN J H, QU L L, PENG K X. Deep residual neural-network-based robot joint fault diagnosis method [J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1): 17158.
- [8] YILMAZ A, KUCUKER A, BAYRAK G, et al. An improved automated PQD classification method for distributed generators with hybrid SVM-based approach using un-decimated wavelet transform[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2022, 136: 107763.
- [9] DALLA VEDOVA M D L, GERMANÀ A, BERRI P C, et al. Model-based fault detection and identification for prognostics of electromechanical actuators using genetic algorithms[J]. *Aerospace*, 2019, 6(9): 94.
- [10] AL-ROOMI A R. General mechanism to optimally coordinate directional overcurrent relays [M]. *Optimal Coordination of Power Protective Devices with Illustrative Examples*. Piscataway: IEEE, 2022: 169-206.
- [11] 张帆,何彦霖,周康鹏,等.穿刺手术柔性针路径规划技术现状和展望[J].*电子测量与仪器学报*,2023,37(6): 1-13.  
ZHANG F, HE Y L, ZHOU K P, et al. Current status and prospect of flexible needle path planning technology in puncture surgery [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(6): 1-13.
- [12] RYU S C, DUPONT P E. FBG-based shape sensing tubes for continuum robots[C]. *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2014: 3531-3537.
- [13] WANG H SH, ZHANG R X, CHEN W D, et al. Shape detection algorithm for soft manipulator based on fiber Bragg gratings[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2016, 21(6): 2977-2982.
- [14] YANG H K, WANG SH, LIU K, et al. Whisker array based on fiber Bragg grating for surface shape sensing[C]. *2021 International Conference on Optical Instruments and Technology: Optical Sensors and Applications*. SPIE, 2022, 12279: 20-28.
- [15] BRUNEL N J B, PARK J. The Frenet-Serret framework for aligning geometric curves[C]. *International Conference on Geometric Science of Information*. Cham: Springer International Publishing, 2019: 608-617.
- [16] CHITALIA Y, DEATON N J, JEONG S, et al. Towards FBG-based shape sensing for micro-scale and meso-scale continuum robots with large deflection [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(2): 1712-1719.
- [17] ZHANG L Y, GAO Y M, MU Z G, et al. A variable-stiffness planning method considering both the overall configuration and cable tension for hyper-redundant manipulators[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2024, 29(1): 659-667.
- [18] HUANG L, LIU B, ZHANG L Y, et al. Equilibrium

- conformation of a novel cable-driven snake-arm robot under external loads [J]. *Micromachines*, 2022, 13(7): 1149.
- [19] 鲁国志, 耿鹏, 黄宇辰, 等. 光纤布拉格光栅力传感器在微创手术中的应用 [J]. *仪器仪表学报*, 2025, 46(2): 366-380.
- LU G ZH, GENG P, HUANG Y CH, et al. Application of optical fiber Bragg grating force sensor in minimally invasive surgery [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2025, 46(2): 366-380.
- [20] 梁家伟, 赵党军, 翟雯婧. 基于 FBG 应变传感网络的梁结构振动参数辨识 [J]. *电子测量技术*, 2020, 43(9): 155-160.
- LIANG J W, ZHAO D J, ZHAI W J. Identification of beam structure vibration parameters based on FBG strain sensing network [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2020, 43(9): 155-160.
- [21] 尚秋峰, 刘峰. FBG 形状传感器的曲率和弯曲方向误差修正模型 [J]. *光学学报*, 2023, 43(22): 299-309.
- SHANG Q F, LIU F. Curvature and bending direction error correction model of FBG shape sensor [J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(22): 299-309.
- [22] GONZÁLEZ-GALLEGOS M, TERROBA RAMÍREZ F, MARTÍNEZ-VICENTE J L, et al. Fiber Bragg gratings sensor strain-optic behavior with different polymeric coatings subjected to transverse strain [J]. *Polymers (Basel)*, 2024, 16(9): 1223.
- [23] 全钰, 庞新宇, 魏子涵. 基于 GADF-CNN 的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *振动与冲击*, 2021, 40(5): 247-253, 260.
- TONG Y, PANG X Y, WEI Z H. Fault diagnosis method of rolling bearing based on GADF-CNN [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(5): 247-253, 260.
- [24] ZHOU H W, LI X Y, HUANG D G, et al. Voting-based ensemble classifiers to detect hedges and their scopes in biomedical texts [J]. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2011, 94-D(10): 1989-1997.

### 作者简介



徐大伟, 2012 年和 2015 年于华北电力大学获得学士学位和硕士学位, 2021 年于中国科学院大学自动化研究所获得博士学位, 现为华北电力大学副教授, 主要研究方向为超冗余机械臂设计、控制与规划。

E-mail: xudawei@ncepu.edu.cn

**Xu Dawei** received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from North China Electric Power University in 2012 and 2015, respectively, received his Ph. D. degree from the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2021. He is currently an associate professor at North China Electric Power University. His main research interests include the design, control, and path planning of redundant manipulators.



牛杭(通信作者), 2013 年于中国石油大学(华东)获得学士学位, 2021 年于西安交通大学获得博士学位, 现为华北电力大学讲师, 主要研究方向为动态建模、故障诊断和光纤传感器。

E-mail: hangniu@ncepu.edu.cn

**Niu Hang** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from China University of Petroleum (East China) in 2013, received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2021. He is currently a lecturer at North China Electric Power University. His main research interests include dynamic modeling, fault diagnosis, and optical fiber sensors.