

面向铁路隧道清筛作业的机械臂故障诊断方法研究

张召志¹
ZHANG Zhaozhi

摘要

针对铁路隧道清筛作业中的机械臂故障诊断问题,文章建立了基于改进的积分点火(leaky integrate-and-fire neuron, LIF)模型的神经网络实现故障识别。通过脉冲编码和突触可塑性机制,有效处理机械臂的动态和时序数据,并动态调整突触强度结合奖惩机制提升故障特征的学习能力。模型创新之处在于结合奖惩机制与学习竞争策略,从而提高故障特征学习效率并降低误识率。仿真结果显示,在连杆脱落和变形故障中,改进 LIF 模型的测试准确率分别为 97.84% 和 99.12%,明显高于差分进化极限学习机的 90.33% 和 96.31%。在训练集和测试集上的综合准确率为 92.48% 和 94.51%,显著高于差分进化极限学习机的 90.17% 和 93.50%。结果证明了改进 LIF 模型在机械臂故障诊断中的有效性和潜力,特别是在相似故障类型识别方面表现出更高的精度和敏感性。

关键词

隧道清筛; 积分点火模型; 脉冲编码; 突触可塑性; 机械臂故障

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.01.043

0 引言

随着智能制造的迅猛发展,机械臂作为自动化设备的重要组成部分,广泛应用于各类工业场景,尤其在铁路隧道的清筛作业中,机械臂的实时监测和故障诊断显得尤为重要。在复杂的作业环境中,机械臂常常面临各种潜在故障,这些故障不仅影响作业效率,还可能带来安全隐患^[1]。因此,故障的及时识别和诊断对提高设备的可靠性和保障作业安全具有重要意义。当前机械臂故障诊断方法,主要集中在传统的人机交互界面和基于模型的监测方法^[2-3]。然而,这些方法在处理复杂的非线性时序数据时存在一定局限性,难以适应日益复杂的工作环境。当前有较多学者,对机械臂故障诊断方法进行研究。刘雯^[4]针对机械臂故障预测问题,提出了一种基于机械臂系统结构的故障预测模型,通过实验验证了其高效准确的故障检测效果。Fernandes 等^[5]针对制造业机械故障诊断与预测问题,回顾了机器学习方法的最新进展,结果显示多种算法在处理复杂非线性关系时表现出高性能和计算效率。高升等^[6]针对故障诊断问题,提出了一种基于改进自适应超螺旋观测器的方法,实验证明其效果得到了显著提升。上述方法虽然在机械臂故障诊断中具有一定效果,但对时间序列数据处理能力不足,往往导致诊断准确率较低,特别是在故障信号出现频率较低的情况下,机械臂的故障难以被有效监测和识别。因此,研究提出一种基于改进的积分点

火(leaky integrate-and-fire neuron, LIF)模型的神经网络,以实现机械臂故障的高效诊断。研究创新点在于在突触可塑性的学习机制中引入奖惩机制、特征提取和学习竞争策略,增强神经网络的学习能力。

1 基于改进积分点火模型的机械臂故障诊断

1.1 基于 LIF 的机械臂故障诊断模型构建

在铁路隧道清筛作业中,机械臂生成的数据具有动态和时序属性,包括电机信息、负载信息和位置信息等。由于故障信号出现频率低,监测和诊断较为困难,因此研究利用脉冲神经网络(spiking neural network, SNN)进行快速响应,减少信息冗余,从而实现机械臂的故障诊断。在该研究中,选择了 LIF 模型作为神经元模型。LIF 模型的每个神经元都有一个膜电位,反映神经元内外电压差,并随着输入信号变化而变化^[7-8]。该模型模拟生物神经元膜电位随时间恢复到静息状态的过程,其结构示意图具体如图 1 所示。

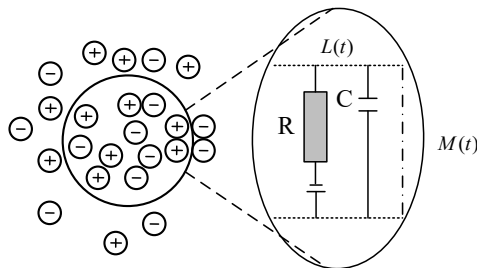


图 1 LIF 模型的结构示意图

图 1 中, $L(t)$ 表示神经元接受的刺激; $M(t)$ 表示神经元

1. 南京铁道车辆技师学院 江苏南京 210000

的膜潜能值；C 表示电容；R 表示电阻。

当神经元接收到输入刺激时，膜电位逐渐增加；而在没有外部刺激时，膜电位会自然衰减。当膜电位达到预设阈值时，神经元发放一个脉冲，并重置膜电位，随后进入恢复阶段，开始重新积累膜电位，准备接受新输入。LIF 神经元的膜潜能值用公式表示为：

$$M_i(t) = \sum_{t_i^f \in E_i} \eta_i(t - t_i^f) + \sum_{j \in \Psi_i} \sum_{t_j^f \in E_j} \gamma_{ij} \in (t - t_i^f) \quad (1)$$

式中： ψ_j 与 E_i 分别表示突触前、突触后的点火时刻集； η_i 表示突触前神经元的连接系数； γ_{ij} 表示突触前后神经元的连接系数。

获得膜潜能值后，需要进行脉冲编码，以提供准确的位置反馈、运动控制和机械臂运行状态。研究中采用增量式脉冲编码器，因其高分辨率和小巧的体积，更适合集成到铁路隧道清筛作业的机械臂中。经过编码器处理的信息需要通过突触连接实现传递。在脉冲神经网络中，突触强度会随时间变化，这种现象称为突触可塑性^[9-10]。突触可塑性的大小反映了神经系统的学习能力，其学习机制如图 2 所示。

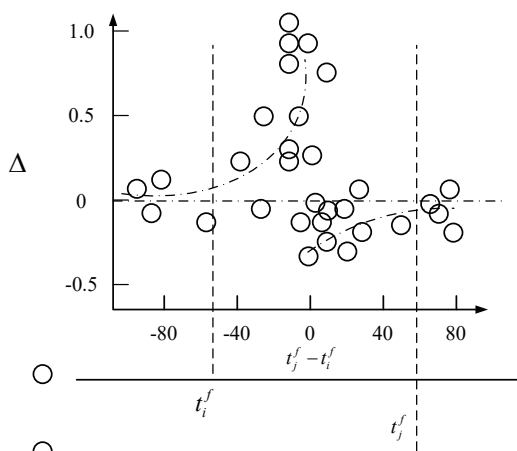


图 2 突触可塑性学习机制

图 2 中突触可塑性反映了突触强度与时间的关系，主要表现为两种机制：长时程增强（long-term potentiation, LTP）和长时程抑制（long-term depression, LTD）。LTP 指短时间内多次激活突触会提高其传递效率，这种增强可持续数小时到数天，常见于高频刺激下。相反，LTD 则表现为在低频刺激或长时间抑制下，突触的传递效率降低。这种现象通常导致神经元之间连接的弱化。突触可塑性的表达式可通过公式表示为：

$$Q(\Delta) = \begin{cases} \alpha = +A_+(-\frac{\Delta}{\tau_+}) & \Delta \geq 0 \\ \alpha = -A_-(-\frac{\Delta}{\tau_-}) & \Delta < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中： Q 表示突触可塑性的时间学习窗函数； Δ 表示脉冲时

间差； A 表示时间常量； α 表示权值的变化过程。

上述机制在信息传递中具有重要作用，但也存在一些局限性，包括过于依赖时间窗口、信息选择不足以及反馈机制缺失等。因此，研究将在突触可塑性机制中引入奖惩机制、特征提取以及学习竞争机制进行改进优化的方法。

1.2 基于改进 LIF 的机械臂故障诊断模型构建

研究改进方法中，奖惩机制是根据学习窗函数中脉冲对神经元激活的时间差进行判断，当神经元激活时间差不大于 0 时，则给予预测结果奖励信号；当神经元激活时间大于 0 时，则给予预测结果惩罚信号。用公式表示为：

$$\mu = \begin{cases} +1 & \Delta \leq 0 \\ -1 & \Delta > 0 \end{cases} \quad \hat{y} = \begin{cases} y & \sum_{t=1}^T \mu \geq V \\ y' & \text{other} \end{cases} \quad (3)$$

式中： μ 表示预测结果； $\hat{y}$ 表示输出层最终决策结果； y 表示输入数据标签； y' 表示预测标签； V 表示奖惩阈值。式（3）在特征提取中，研究首先处理脉冲数据，通过编码和卷积层提取相关特征信息。同时，机械臂采集的数据经过标准化处理，以确保各项数据之间的可比较性。研究在标准化方法中采用 Z-score 标准化，该方法通过将数据转换为均值为 0，标准差为 1 的分布来进行标准化，用公式表示为：

$$x_{ij} = \frac{X - \theta}{\sigma} \quad (4)$$

式中： x_{ij} 表示标准化值； X 表示机械臂的传感器值； θ 表示均值； σ 表示标准差。

数据经过预处理之后，对机械臂数据进行脉冲化，其结果用公式表示为：

$$T_{\text{rank}} = \text{order}(T \cdot (1 - \frac{x_{ij}}{x_n})) \quad (5)$$

式中： T_{rank} 表示时间窗口中排序值。在脉冲卷积层中，研究将 LIF 神经元结构设计为一个三维输入窗口，窗口大小通过 $L \times W \times H$ 表示。第一层卷积中，LIF 的点火阈值为动态值，其余两层卷积层的点火阈值设置为固定值，则 LIF 神经元更新公式为：

$$L(t) = L(t-1) + \sum_i Q_{ij} L(t-1) \quad (6)$$

通过神经元更新方式，LIF 在突触后神经元的脉冲函数。

$$S_i(t) = \varepsilon(L_i(t) - V) \quad (7)$$

式中： $S_i(t)$ 表示突触后神经元的脉冲函数； ε 表示狄拉克函数。

通过上述方法，研究建立了神经网络中脉冲信号的动态处理机制，使得模型能够有效地进行特征学习和决策。

2 实验结果验证

研究为检验提出方法的可行性，通过仿真实验与对比实验对模型性能进行分析。实验环境设置具体如下：GPU 选择

NVIDIA GeForce RTX 2060, CPU 选择酷睿 i5-12400KF, 软件平台通过 MATLAB 完成模型的仿真分析。研究通过搭建机械臂测试平台, 以收集机械臂故障数据, 机械臂测试平台具体如图 3 所示。



图 3 机械臂测试平台

图 3 中, 机械臂测试平台由机械臂底膜、传动器、传感器、减速机 and 加载电机组成。通过该平台, 共收集了 4 800 条机械臂故障数据, 分为六种故障类型: 磨损、卡滞、断裂、连杆脱落、螺丝松动和变形。研究将数据按 8:2 比例划分为训练集和测试集, 通过测试准确率和误差验证模型性能, 并采用差分进化极限学习机进行对比分析。通过测试集, 两模型对故障类型识别的可视化结果如图 4 所示。

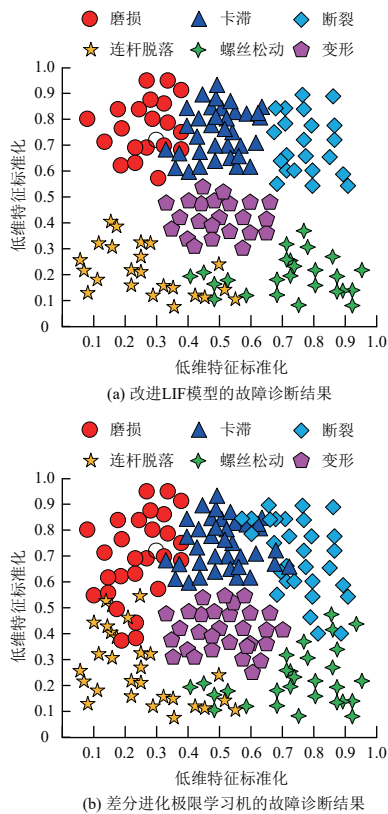


图 4 机械臂故障类型识别的可视化结果

图 4 (a) 展示了研究方法对机械臂故障类型的识别结果, 其中磨损和卡滞存在重叠, 显示出一定的误识别; 连杆脱落和螺丝松动也有重叠, 而断裂和变形则识别效果明显。图 4 (b) 则显示差分进化极限学习机方法的识别结果, 只有变形类型

表现较好, 其余五种类型均存在一定程度的误识别。结果表明, 研究提出的方法在机械臂故障识别中表现优异, 验证了其在铁路隧道清筛作业中的可行性。不同模型的机械臂故障诊断准确率结果如表 1 所示。

表 1 不同模型的故障诊断准确率

故障类型	改进 LIF 模型诊断平均准确率 /%			差分进化极限学习机诊断平均准确率 /%		
	训练集	测试集	综合	训练集	测试集	综合
磨损	90.44	94.51	92.48	86.84	93.50	90.17
卡滞	90.10	94.17	92.14	83.50	83.50	83.50
断裂	93.44	97.51	95.48	86.84	91.84	89.34
连杆脱落	93.77	97.84	95.81	90.17	90.48	90.33
螺丝松动	91.56	95.63	93.60	93.50	91.84	92.67
变形	98.54	99.12	98.83	95.28	96.31	95.80

表 1 结果显示, 在磨损故障类型中, 改进 LIF 模型的综合准确率为 92.48%, 而差分进化极限学习机的准确率为 90.17%; 在卡滞故障类型中, 改进 LIF 模型为 92.14%, DEELM 为 83.50%; 在变形故障中, 改进 LIF 模型的准确率为 98.83%, DEELM 为 95.80%。改进 LIF 模型的优势可能归因于引入的奖惩机制和学习竞争策略, 这增强了模型在正确预测时对故障特征的学习能力, 并通过惩罚机制减少错误预测的发生, 从而提高训练效率和决策能力。

3 结论

研究针对机械臂在铁路隧道清筛作业中的故障诊断进行了深入分析, 并提出了一种基于改进的 LIF 模型的有效方法。通过脉冲编码、突触可塑性以及新引入的奖惩机制和学习竞争策略, 提升模型的准确性和故障特征学习能力。通过仿真实验, 实验数据表明改进 LIF 模型在多种故障类型中表现出较好的准确率, 在变形故障类型中该模型的准确率高达 98.83%, 确立了其在相似故障类型中的优越性。尽管如此, 模型也存在一些局限性, 如对特定复杂故障模式的识别能力仍有待优化。未来的研究方向可着重于拓展模型在更多复杂故障情境下的应用, 以及结合深度学习方法进一步提升准确率和泛化能力。

参考文献:

[1]ALOBAIDY M A A, ABDUL-JABBAR J, AL-KHAYYT S. Slantlet transform used for faults diagnosis in robot arm[J]. Indonesian journal of electrical engineering and computer science, 2022, 25(1): 281-290.

[2] 张娟荣, 刘志勇. 基于 PSO 算法的电液机械臂故障诊断系统集成设计 [J]. 液压气动与密封, 2022, 42(5):53-59.

CPU 与 GPU 平台下遥感影像 JPEG2000 解压缩效率提升研究

马若琳¹ 李 帅¹ 赵 可¹ 公雪霜¹

MA Ruolin LI Shuai ZHAO Ke GONG Xueshuang

摘 要

针对 JPEG2000 因计算复杂度高而制约遥感影像实时解压缩的问题, 文章分别在 CPU 与 GPU 平台开展解压缩效率优化工作。研究构建了串行、CPU 包内并行、CPU 组合并行、GPU 流水线批处理并行四类实验方案, 选取不同数据量、压缩比、分辨率的遥感影像作为实验对象, 从解压缩时间、处理速度、加速比三个维度开展量化评估, 以此明确 CPU 与 GPU 平台的性能边界。实验结果表明, 并行度的深化可显著提升解压缩效率, 其中 CPU 组合并行与 GPU 流水线批处理两种方案的处理速度均可突破 400 Mbit/s。二者效能受数据规模与硬件参数约束, 场景差异明显: 小数据量时 CPU 包内并行平衡开销与效率, 高计算量任务需 CPU 组合并行与 GPU 协同突破瓶颈, I/O 占比高的轻量任务更适配 CPU 优化资源利用, 所提出的场景化并行策略, 为相关并行方案选型提供参考。

关键词

遥感影像; JPEG2000; CPU 并行优化; GPU 批处理

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.01.044

0 引言

遥感卫星技术的迅猛发展推动影像在空间、光谱和时间分辨率上不断提升, 致使数据量爆炸式增长。我国高分系列卫星单星日数据量已达 TB 级, 对数据存储、传输和实时处理带来巨大挑战。因此, 高效数据压缩技术成为突破的关键^[1]。

1. 中国四维测绘技术有限公司 北京 100096

JPEG2000 凭借离散小波变换 (DWT) 与优化截断嵌入式块编码 (EBCOT) 等先进技术, 在压缩比、无损 / 有损兼容性、渐进传输及感兴趣区域 (ROI) 编码等方面展现显著优势^[2]。但其算法解压缩过程具备高计算度的特点, 严重制约遥感信息快速获取的实时性。传统的基于 CPU 的解码方案多采用单线程串行方式或标准格式码块内多线程并行方式, 在处理高分辨率、大数据量遥感影像时, 往往难以满足严格

[3]ZHANG L, HU Y Q, ZHAO L J, et al. Multichannels information fusion and deep transfer learning for rotating machinery fault diagnosis[J]. China mechanical engineering, 2023, 34(8): 966-975.

[4] 刘雯. 基于推理机的机械臂故障诊断专家系统优化设计 [J]. 液压气动与密封, 2023, 43(2):3-6.

[5]FERNANDES M, CORCHADO J M, MARREIROS G. Machine learning techniques applied to mechanical fault diagnosis and fault prognosis in the context of real industrial manufacturing use-cases: a systematic literature review[J]. Applied intelligence, 2022, 52: 14246-14280.

[6] 高升, 张海龙, 张伟, 等. 基于自适应超螺旋观测器的空间机械臂鲁棒故障诊断 [J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(4): 1287-1296.

[7] 周雅, 栗心怡, 武喜艳, 等. 基于 DT-LIF 神经元与 SSD 的脉冲神经网络目标检测方法 [J]. 电子与信息学报, 2023,

45(8):2722-2730.

[8]SOUALHI M, NGUYEN K T P, MEDJAHHER K, et al. Intelligent monitoring of multi-axis robots for online diagnostics of unknown arm deviations[J]. Journal of intelligent manufacturing, 2023, 34: 1743-1759.

[9] 张剑, 刘佳, 万贤杰, 等. 用于图像识别的高能效脉冲神经网络加速器设计 [J]. 西安交通大学学报, 2023, 57(1):211-220.

[10] 李伟, 朱卫纲, 朱霸坤, 等. 基于转换脉冲神经网络的雷达辐射源识别方法 [J]. 兵工自动化, 2022, 41(7):8-20.

【作者简介】

张召志 (1989—), 男, 江苏徐州人, 本科, 中级职称 (一级实习指导), 研究方向: 机械方向研究。

(收稿日期: 2025-07-07 修回日期: 2026-01-13)