文章编号：1674-2974（2026）04-0134-10 DOI：10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2026177

基于动态门控调节GRU的综合传动异常检测研究

贾然，邢培鑫，陈涛†，孙靖超
（北京信息科技大学 现代测控技术教育部重点实验室，北京 100192）

摘 要：针对综合传动装置在运行过程中数据复杂程度高，致使传统方法对异常检测准确性欠佳的问题，提出一种基于动态门控调节的门控循环卷积神经网络的综合传动异常检测模型．该模型基于门控调节机制动态生成GRU的更新门和重置门调节因子，使其在每个时间步灵活调整，从而获得动态门控调节机制与GRU的结合效果．通过对综合传动传感器监测数据的预处理和数据集划分实现冗余数据的清洗，动态门控调节机制能够选取传动数据中的关键特征并赋予适当权重，并根据运行状态不同实时调整权重．基于该模型对综合传动装置两类典型异常开展模型训练与实例验证，并与传统异常检测方法进行对比，结果表明，所提方法在异常检测的准确率上显著提高，两类异常的检测准确率分别为99.40%和98.36%，验证了所提方法的有效性，为综合传动装置的异常检测提供了一种新的解决方案．

关键词：故障检测；神经网络；工况信息；动态权重；门控循环卷积神经网络
中图分类号：TH165+.3 **文献标志码**：A

Research on anomaly detection of integrated transmission based on dynamic gating regulation GRU

JIA Ran，XING Peixin，CHEN Tao†，SUN Jingchao
（Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology，Ministry of Education，Beijing Information Science and Technology University，Beijing 100192，China）

Abstract：To address the issue of low accuracy in anomaly detection for integrated transmission devices caused by high data complexity during operation，this paper proposes an integrated GRU-CNN anomaly detection model based on dynamically gated regulation. The model dynamically generates regulation factors for the update gate and reset gate of the GRU through a gating mechanism，enabling flexible adjustments at each time step. This achieves the combined effect of the dynamically gated regulation mechanism and the GRU. By preprocessing sensor monitoring data and partitioning datasets to clean redundant data，the dynamically gated regulation mechanism selects critical features，assigns appropriate weights，and adjusts these weights in real-time according to operational states. Validation through two anomaly detection case studies on integrated transmissions shows that，compared to traditional methods，the proposed method significantly improves detection accuracy—achieving 99.40% and 98.36%

* **收稿日期**：2025-03-05
基金项目：北京市教委科研计划科技一般项目（KM202311232006），Beijing Municipal Commission of Education Science Research Program General Science and Technology Project（KM202311232006）
作者简介：贾然（1989—），男，河北保定人，北京信息科技大学副研究员，博士
† 通信联系人，E-mail：chentao@bistu.edu.cn

—thus verifying its effectiveness. The dynamically gated GRU-CNN approach provides a novel solution for anomaly detection in integrated transmission devices.

Key words: fault detection; neural networks; operating condition information; dynamic weights; gated recurrent convolutional neural network

履带装甲车辆作为强化国防力量、战略运输和安全维护的重要装备，在国防战略安全保障方面具有不可或缺的作用.综合传动装置作为履带装甲车辆动力传递的关键部件，其良好的运行状态是保障装甲车辆高机动性能的前提，也是确保装甲车辆能够在复杂和恶劣环境中执行任务的关键[1-2].综合传动装置一旦发生异常，会导致装甲车辆无法正常行驶，严重影响其在战场上的机动能力及作战效能.开展综合传动装置异常检测方法研究,可及时发现其潜在异常，对于保障装甲车辆在复杂环境中的稳定运行,避免装备重大故障的发生,同时保障作战效能具有重要意义[3-4].

国内外学者对综合传动装置的异常检测进行了大量研究.传统机器学习方法在处理低维传感器数据时表现出色，计算效率高，易于实现和部署，能有效识别简单异常模式.但随着装置复杂性增加，基于多维车载传感器数据的高维空间分析变得复杂，传统方法在复杂装备异常检测中遇到挑战[5-6].而深度学习凭借其独特的嵌套结构获得了强大的功能、灵活性以及多类型问题的检测能力[7]，因此，基于深度学习的综合传动装置异常检测方法受到了广泛关注.姚海洋等[8]提出了采用并联结构和残差连接改进 CNN-LSTM 模型，提升了空间特征提取能力，实验结果表明改进模型在综合传动装置漏油数据测试集上的异常检测准确率优于传统 CNN-LSTM，为综合传动装置异常检测提供了新方法.刘保山等[9]针对综合传动系统关键部件变速箱进行异常检测分析，提出基于改进BP神经网络与证据理论融合多源信息的异常检测模型，结果表明该方法实现了对变速箱多工况短时油压数据的异常检测.田钦文等[10]针对装甲车辆汇流行星排齿轮裂纹异常检测问题，提出了一种基于一维深度残差收缩网络的诊断模型，结合注意力机制与软阈值化增强有用信息并抑制冗余信息，通过行星轮四种不同程度裂纹的振动信号进行实验，结果表明该方法在更短时间内取得了更高的检测准确率.Rodrigues 等[11]提出了一种基于主成分分析和人工神经网络的发动机润滑油质量评估方法，使用人工神经网络对其进行了分类评估，实验表明，该方法能够有效地检测出润滑油的异常数据.宁子俊等[12]针对综合传动装置数据关联复杂的问题，构建了数据关联网络，分析了装置在不同工况下传感数据的关联性，并利用所提算法进行异常检测.实车测试显示，该方法能有效区分工况变化和元件故障引起的数据变化.Zhao 等[13]提出了一种基于栈式自编码器网络的深度学习方法，采用自适应阈值检测方法重构了误差的趋势，并将其作为检测发电机异常状态的预警准则.Du 等[14]针对风电机组齿轮箱故障诊断问题，提出了一种结合稀疏自编码器和隔离森林的故障检测与新故障判别方法，仅使用正常数据训练模型，实验结果表明该方法在风电机组齿轮箱故障诊断中表现优异，减少了对故障数据的依赖.Li 等[15]针对变工况下的机械故障诊断问题，以变速箱齿轮磨损为研究对象，提出了一种基于域对抗图卷积网络的方法，实验结果表明，该方法在变速箱案例研究中取得了最佳性能，能够提取可迁移特征用于域适应.Li 等[16]针对机械设备在无标记数据、缺乏异常经验知识场景下的异常检测难题，提出一种结合堆叠式自动编码器与长短期记忆网络的无监督深度学习方法，结果证明该方法通过五重交叉验证实现了99%的异常检测准确率.Vos 等[17]提出了一种结合 LSTM 回归和单类支持向量机的分层检测方法，用于在半监督条件下通过振动数据检测机械设备异常.该方法有效识别了齿轮箱试验中的齿轮磨损和轴承故障，并验证了单类支持向量机在非连续时序数据上的适用性.Lei 等[18]针对机械系统在多工况环境下单工况模型适应性差、集中学习检测精度低的难题，提出基于条件变分自编码器的多工况异常检测方法，结果证明该方法在CWRU/JNU/PU数据集上 F_1 值提升 18%~19%，为离散工况机械系统提供了高精度异常检测方案.尽管深度学习在异常检测领域受到关注，但在实际应用中，面对装备运行多工况下传感器数据

的动态变化，现有模型难以实时调整以捕捉关键特征变化.因此，提升模型在不同工况下的实时调整能力，增强特种车辆异常检测的精度与鲁棒性，为复杂工况下的故障检测提供可靠技术支撑变得尤为重要.

针对综合传动装置数据复杂性高、工况多变导致难以有效进行异常检测的问题，本文提出了一种将工况信息融入动态门控调节机制，并与改进的门控循环卷积神经网络(gated recurrent unit - convolutional neural network，GRU-CNN)相结合的特种车辆传动装置异常检测模型——动态门控调节的门控循环卷积神经网络 DGGRU-CNN.通过将传动装置运行工况特征引入门控调节机制，该模型能够实时感知装备工作状况变化并根据工况调整特征权重，消除工况对异常检测任务中工况变化导致的数据分布漂移和特征混淆的负面影响，在此基础上，改进的GRU 结构强化了时间序列特征的建模能力，并增强了模型在复杂工况下的适应性. DGGRU-CNN 模型利用动态门控机制调节 GRU 的更新和重置门，以突出关键特征并捕捉异常数据变化.通过传动装置油路泄漏故障及离合器异常案例验证，该方法对两种异常的检测准确率分别达到 99.40% 和 98.36%，证明其在这些类型异常检测中的有效性.

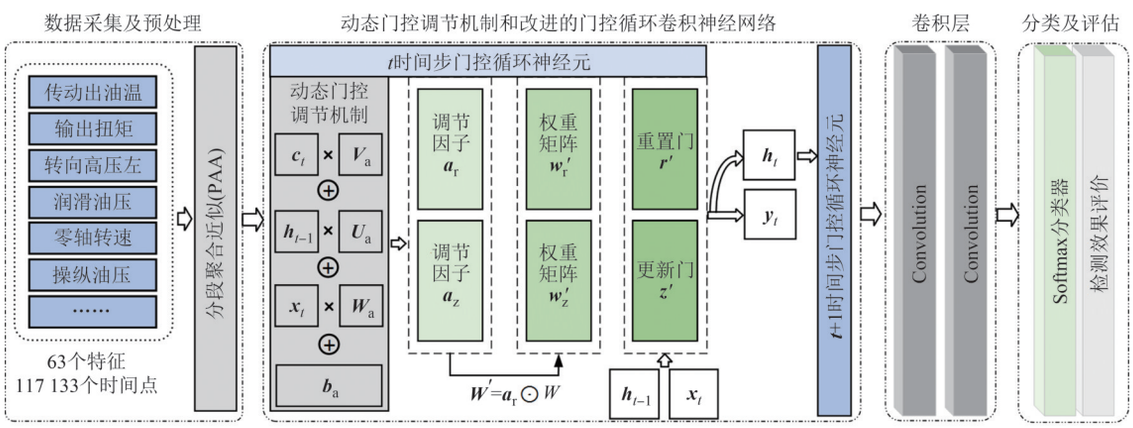
1 综合传动装置异常检测方法

1.1 算法框架

综合传动装置异常检测方法框架如图 1 所示.具体流程为：首先，以综合传动装置传感器监测的多种数据为基础构建原始数据集，数据集包括转速、压力、温度、档位、阀状态等六十余种传感信息.针对数据集数据样本量较大的问题采用分段聚合近似(piecewise aggregate approximation，PAA)方法对时间序列数据进行压缩处理，并保障压缩数据规模的同时保留全局特征分布，从而提升模型处理效率.其次，将采集的特征数据分为描述系统运行模式的工况特征和其他捕捉异常信号的特征.闭锁离合器闭合时的直驶状态下，传动装置工况由油压、轴转速、车速等传感器数据表达.区分处理工况特征和其他特征，增强对工况特征的关注，保留各自特性.将处理后的其他特征数据和综合传动关键工况特征数据(各换挡离合器压力、车速、各轴转速等)传递至动态门控调节机制，通过动态门控调节机制生成更新门和重置门的调节因子.调节因子动态调整 GRU 模型的重置门权重，以适应复杂工况.这些因子和特征数据被用于 GRU 异常检测模型，使模型能根据工况变化调整门控权重，捕捉时间序列数据的关键趋势.模型结合卷积神经网络提取全局特征，降低计算复杂度，增强鲁棒性和泛化能力.时间序列特征最终用于分类器进行异常检测，并评估检测效果.

1.2 综合传动装置多维传感数据分段聚合方法

综合传动装置在运行过程中产生的传感器数据通常具有种类多、采样时间长等特性.基于综合传动装置传感器数据驱动的 DGGRU-CNN 异常检测模型通过 PAA 方法，去除数据中与形状趋势无关的冗余信息，快速减少综合传动装置传感器数据的时间步长，从而为后续的异常检测模型提供高效的输入.PAA 的基本原理是在时间轴上将原始时间序列通过统计量、拟合多项式、符号近似等方法分段近似缩略



c_t：当前时间步的工况特征；x_t：当前时间步的其他特征；h_{t-1}：前一时刻的隐藏状态；h_t：当前时刻的隐藏状态；y_t：当前输出W_a、U_a、V_a：用于生成调节因子的权重矩阵；b_a：偏置项

图 1 综合传动装置异常检测方法流程图

Fig.1 Flow chart of abnormal detection method for comprehensive transmission device

为均匀长度的子序列，从而实现数据在时间维度上的降维. 基于综合传动装置多维传感数据的分段聚合方法的具体实现过程如下：

将长度为 N 的时间序列简化为长度为 M 的新序列 $Y = y_1, y_2, ..., y_M$, $M < N$.

第一步分段：将原始序列 X 分为 n 个等长段. 如果 N 不能被 n 整除，则最后一段序列长度会因数据点总数与分段数的不完全整除关系而存在一定的差异，此时最后一段序列的长度为 $N - (n - 1) \times M$.

第二步聚合：计算每个段的均值，并用该均值代表该段的数据. y_i 是其对应段中所有数据点的均值：

$$y_i = \frac{1}{n} \sum_{j=(i-1)\times n+1}^{i\times n} x_j \tag{1}$$

式中：$i = 1, 2, \cdots, M$.

通过 PAA 方法，能够有效降低综合传动装置传感器数据的复杂度，为后续的异常检测任务提供高质量的输入数据.

1.3　动态门控调节机制和改进的门控循环卷积神经网络

综合传动装置产生的传感器数据具有时间依赖性和复杂动态特性. GRU 是改进的循环神经网络(recurrent neural network，RNN)，通过门控机制控制信息流动，使用更新门和重置门决定信息保留与遗忘. 与长短时记忆网络(long short-term memory，LSTM)相比，GRU 参数更少，计算开销低. 标准 GRU 单元的重置门计算机制：

$$\boldsymbol{r}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{r}} \cdot [\boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{h}_{t-1}] + \boldsymbol{b}_{\mathrm{r}}) \tag{2}$$

更新门(update gate)计算机制：

$$\boldsymbol{z}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{z}} \cdot [\boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{h}_{t-1}] + \boldsymbol{b}_{\mathrm{z}}) \tag{3}$$

候选隐藏状态(candidate hidden state)计算机制：

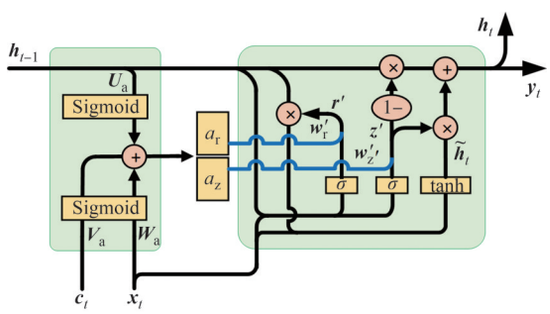
$$\tilde{\boldsymbol{h}}_t = \tanh(\boldsymbol{W}_{\mathrm{h}} \cdot [\boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{r}_t \odot \boldsymbol{h}_{t-1}] + \boldsymbol{b}_{\mathrm{h}}) \tag{4}$$

隐藏状态更新(hidden state update)计算机制：

$$\boldsymbol{h}_t = (1 - \boldsymbol{z}_t) \odot \boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{z}_t \odot \tilde{\boldsymbol{h}}_t \tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{x}_t$ 为当前时间步的输入数据；$\boldsymbol{h}_{t-1}$ 为前一时刻的隐藏状态；$\boldsymbol{W}$ 为权重矩阵；$\boldsymbol{b}_{\mathrm{r}}$ 是重置门的偏置项；$\boldsymbol{b}_{\mathrm{z}}$ 是更新门的偏置项；$\boldsymbol{b}_{\mathrm{h}}$ 是候选隐藏状态的偏置项；$\boldsymbol{r}_t$ 是重置门的输出项；$\boldsymbol{z}_t$ 是更新门的输出项；$\tilde{\boldsymbol{h}}_t$ 为候选隐藏状态；$\boldsymbol{h}_t$ 为隐藏状态.

为增强 GRU 模型适应复杂工况的能力，引入动态门控调节机制，将工况特征与其他特征分开输入，强化对工况特征的关注，并生成调节因子以动态调整门控. 工况特征经过时间步切片处理，扩展为序列并与输入特征对齐. 改进的 GRU 神经元利用动态门控调节机制生成的调节因子控制权重矩阵，结合其他特征和前一时间步的隐藏状态，得到 GRU 神经元的重置门和更新门. 基于动态调整调节因子的 GRU 神经元结构如图 2 所示.



$\boldsymbol{c}_t$：当前时间步的工况特征；$\boldsymbol{x}_t$：当前时间步的其他特征

图 2　基于动态调整调节因子的 GRU 神经元结构

Fig.2　GRU neuron structure based on dynamically adjusted modulation factors

通过动态门控调节机制，利用当前输入 $\boldsymbol{x}_t$、前一时刻的隐藏状态 $\boldsymbol{h}_{t-1}$ 和工况特征 $\boldsymbol{c}_t$ 来生成调节因子 a_r 和 a_z 的公式为：

$$a_{\mathrm{r}} = \mathrm{sigmoid}(\boldsymbol{W}_{\mathrm{ar}}\boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{U}_{\mathrm{ar}}\boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{V}_{\mathrm{ar}}\boldsymbol{c}_t + \boldsymbol{b}_{\mathrm{ar}}) \tag{6}$$

$$a_{\mathrm{z}} = \mathrm{sigmoid}(\boldsymbol{W}_{\mathrm{az}}\boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{U}_{\mathrm{az}}\boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{V}_{\mathrm{az}}\boldsymbol{c}_t + \boldsymbol{b}_{\mathrm{az}}) \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\mathrm{ar}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{az}}$、$\boldsymbol{U}_{\mathrm{ar}}$、$\boldsymbol{U}_{\mathrm{az}}$ 和 $\boldsymbol{V}_{\mathrm{ar}}$、$\boldsymbol{V}_{\mathrm{az}}$ 是用于生成调节因子的权重矩阵；$\boldsymbol{b}_{\mathrm{a}}$ 是偏置项.

调整权重矩阵 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{ar}}$ 和 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{az}}$. 利用调节因子 a_{r} 和 a_{z} 动态调整权重矩阵 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{ar}}$ 和 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{az}}$，如果 a_{r} 接近 0，模型会完全保留前一时刻的隐藏状态，如果 a_{r} 接近 1，模型会完全更新为当前候选隐藏状态：

$$\boldsymbol{W}'_{\mathrm{r}} = a_{\mathrm{r}} \odot \boldsymbol{W}_{\mathrm{ar}} \tag{8}$$

$$\boldsymbol{W}'_{\mathrm{z}} = a_{\mathrm{z}} \odot \boldsymbol{W}_{\mathrm{az}} \tag{9}$$

式中：$\boldsymbol{W}'_{\mathrm{r}}$ 和 $\boldsymbol{W}'_{\mathrm{z}}$ 是动态调整后的权重矩阵，用于控制重置门和更新门.

结合调整权重矩阵 $\boldsymbol{W}'_{\mathrm{r}}$、其他特征 $\boldsymbol{x}_t$ 和前一时间步的隐藏状态 $\boldsymbol{h}_{t-1}$ 得到 GRU 神经元中的重置门和更新门公式：

$$\boldsymbol{r}_t = \sigma(\boldsymbol{W}'_{\mathrm{r}} \cdot \boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{U}_{\mathrm{r}}\boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{b}_{\mathrm{r}}) \tag{10}$$

$$\boldsymbol{z}_t = \sigma(\boldsymbol{W}'_{\mathrm{z}} \cdot \boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{U}_{\mathrm{z}}\boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{b}_{\mathrm{z}}) \tag{11}$$

根据重置门和更新门计算候选隐藏状态 $\tilde{\boldsymbol{h}}_t$：

$$\tilde{\boldsymbol{h}}_t = \tanh(\boldsymbol{W}_{\mathrm{h}} \cdot \boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{U}_{\mathrm{h}}(\boldsymbol{r}_t \odot \boldsymbol{h}_{t-1}) + \boldsymbol{b}_{\mathrm{h}}) \tag{12}$$

更新隐藏状态 $\boldsymbol{h}_t$：

$$\boldsymbol{h}_t = (1 - \boldsymbol{z}_t) \odot \boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{z}_t \odot \tilde{\boldsymbol{h}}_t \tag{13}$$

结合动态门控调节和门控循环卷积神经网络，模型更有效地处理多工况下的异常检测，为深度学

习在该领域的应用带来新方法.通过时间步计算,改进的GRU结合CNN和softmax分类器提取和分类时间序列特征,实现精确的综合传动装置异常检测.

1.4 卷积神经网络

在动态门控调节GRU(DGGRU)提取综合传动装置时序特征的基础上,为进一步挖掘深层局部模式并增强特征鲁棒性,本模型引入两层卷积神经网络(convolutional neural network, CNN),如图3所示.CNN通过局部感知和权值共享机制,高效捕捉GRU输出特征中的局部依赖关系,强化对异常敏感的高维特征的层次化提取能力.

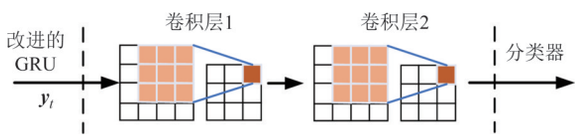


图3 CNN与DGGRU串联结构示意图

Fig.3 CNN-DGGRU series architecture diagram

输入特征处理:DGGRU层输出的时序特征矩阵尺寸为(B,T,D),B为批次大小,T为时间步长,D为特征维度.将其重构为(B,T,D)作为CNN的输入,以时间轴作为卷积操作的维度.卷积的计算公式如下:

$$\mathrm{Conv1}(X)_i = \mathrm{ReLU}\left(\sum_{k=1}^{D} \boldsymbol{W}_{k,i}^{(1)} * \boldsymbol{X}_k + \boldsymbol{b}_i^{(1)}\right) \tag{14}$$

式中:*表示一维卷积操作;$\boldsymbol{W}_{k,i}^{(1)}$为卷积核权重;ReLU为激活函数.

卷积层2接入全局平均池化(global average pooling, GAP)层,对时间维度进行压缩,池化层计算公式如下:

$$\mathrm{GAP}(\boldsymbol{Z})_c = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \boldsymbol{Z}_{c,t} \tag{15}$$

式中:$\boldsymbol{Z}$为卷积输出特征图,尺寸为(B,C,T),输出为(B,C).此举显著降低参数量并保留通道的全局统计特征.

CNN作为DGGRU的后端模块,其输入是经动态门控调节的时序特征.这种串联结构实现:时序依赖建模(DGGRU)→局部特征深化(CNN)的分级处理,既发挥了DGGRU对长时序动态特征的捕捉能力,又借助CNN的局部感知与权值共享机制强化特征的层次化提取,最终通过端到端的联合优化,实现对综合传动装置复杂工况下异常特征的精准识别与鲁棒检测.

2 综合传动装置异常检测实例分析

2.1 特征划分与数据聚合

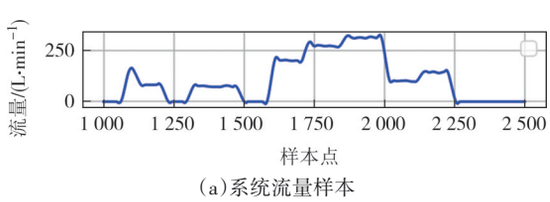
基于失效模式与影响分析方法(failure mode and effect analysis, FMEA)对综合传动装置运行中的主要异常进行归纳,主要分为三类:机械类异常、液压类异常及电气类异常.机械类异常,如齿轮磨损、轴承磨损、摩擦片损坏等,会导致传动噪声增大、传动效率降低;液压类异常,如油液泄漏等会直接造成系统压力下降、传动效率降低;电气类异常,如控制器异常、线路老化等会导致设备控制信号传输中断、执行元件误动作.机械类异常、液压类异常及电气类异常严重时会导致装备丧失传动能力,传动功能丧失将直接导致装备丧失作战机动性,严重影响任务执行能力.其中,液压类故障如油液泄漏隐蔽性强且影响范围较广,离合器异常是影响动力传递平顺性和响应速度的典型问题.严重油液泄漏或离合器失效等影响传动功能的异常被评估为高等级风险.选择油液泄漏和离合器异常作为本研究的案例进行分析.

实验收集了装置在正常、油液泄漏故障以及离合器异常三种状态下的传感器数据.表1展示了部分能直接反映正常情况液压、机械系统状态的传感器数据项.图4展示了综合传动装置运行时部分关键数据.

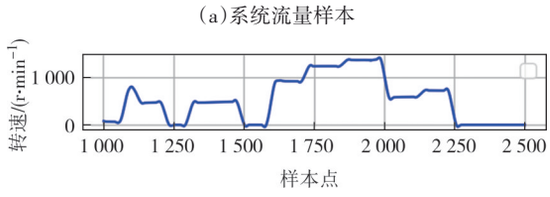
表1 部分综合传动传感器表

Tab.1 Part of comprehensive transmission data sheet

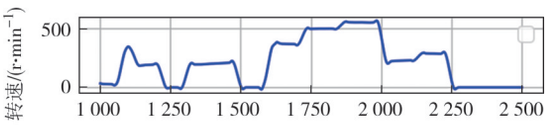
数据项			
涡速	风扇转速	操纵油压	伺服压力
润滑油压	输入转速	右控压力	左控压力
传动出油温	传动回油温	伺服压力	转向高压
控制压力	主轴转速	主轴转矩	液粘离合器的压力
系统流量	泄漏流量	油箱温度	损失功率



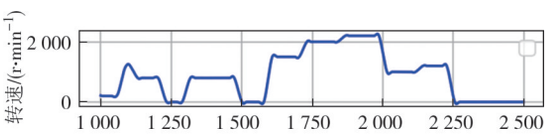
(a)系统流量样本



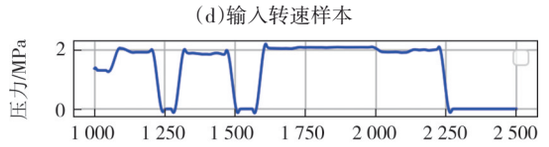
(b)涡速样本



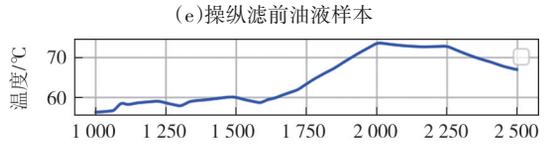
(c)主轴转速样本



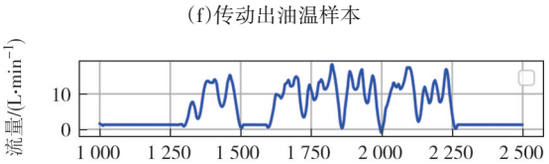
(d)输入转速样本



(e)操纵滤前油液样本



(f)传动出油温样本



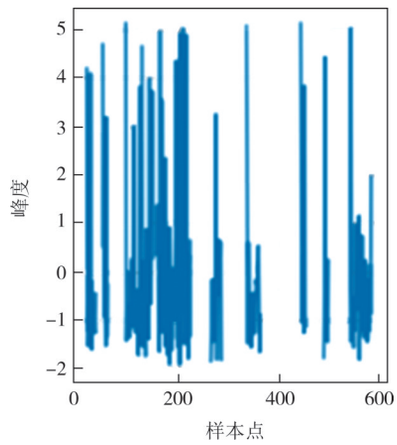
(g)泄漏流量样本

图 4　综合传动装置部分传感器数据时间序列图

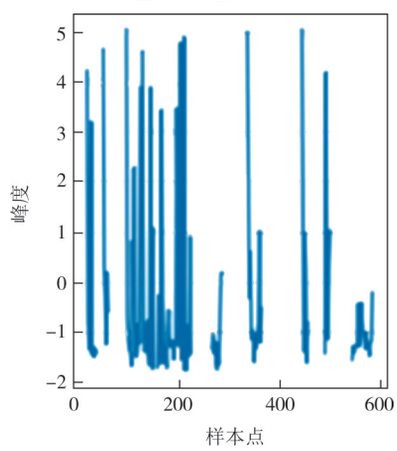
Fig.4　Time series diagram of transmission sensor data

综合传动装置的工况可以由油液压力、各轴转速、车速等传感器数据来表达. 油液压力反映了液压系统各个位置的压力状态, 各轴转速反映了传动系统的动力输出状态, 车速与发动机的负荷及传动系统的负载情况相关, 输入转速则表示系统输入端的工作状态. 本研究选择“控制压力”“主轴转速”“车速”“输入转速”作为工况信息, 其余传感器数据作为异常敏感信息输入 DGGRU-CNN 模型, 进行综合传动装置异常检测实验.

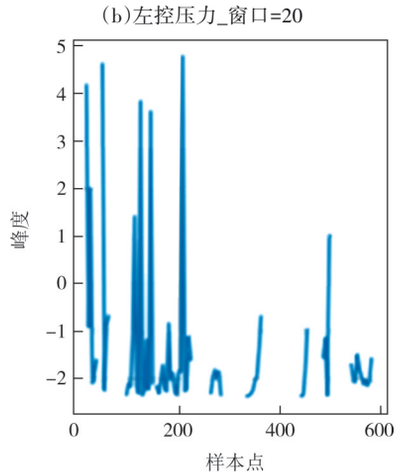
在综合传动装置异常检测实验中, 使用 PAA 时序压缩方法减少数据样本量. 峰度作为衡量数据分布尖峭程度的指标,能有效反映时间序列中的局部波动和异常信息. 通过比较不同窗口大小的变化趋势,选择一个既能减少数据冗余又能保留特征的窗口大小,以提高异常检测的效率和准确性. 以“操纵油压”传感器数据 6 000 个时间点的峰度计算结果为例,展示如图 5 所示,窗口大小依次为 10、20、40 的计算结果:



(a)左控压力_窗口=10



(b)左控压力_窗口=20



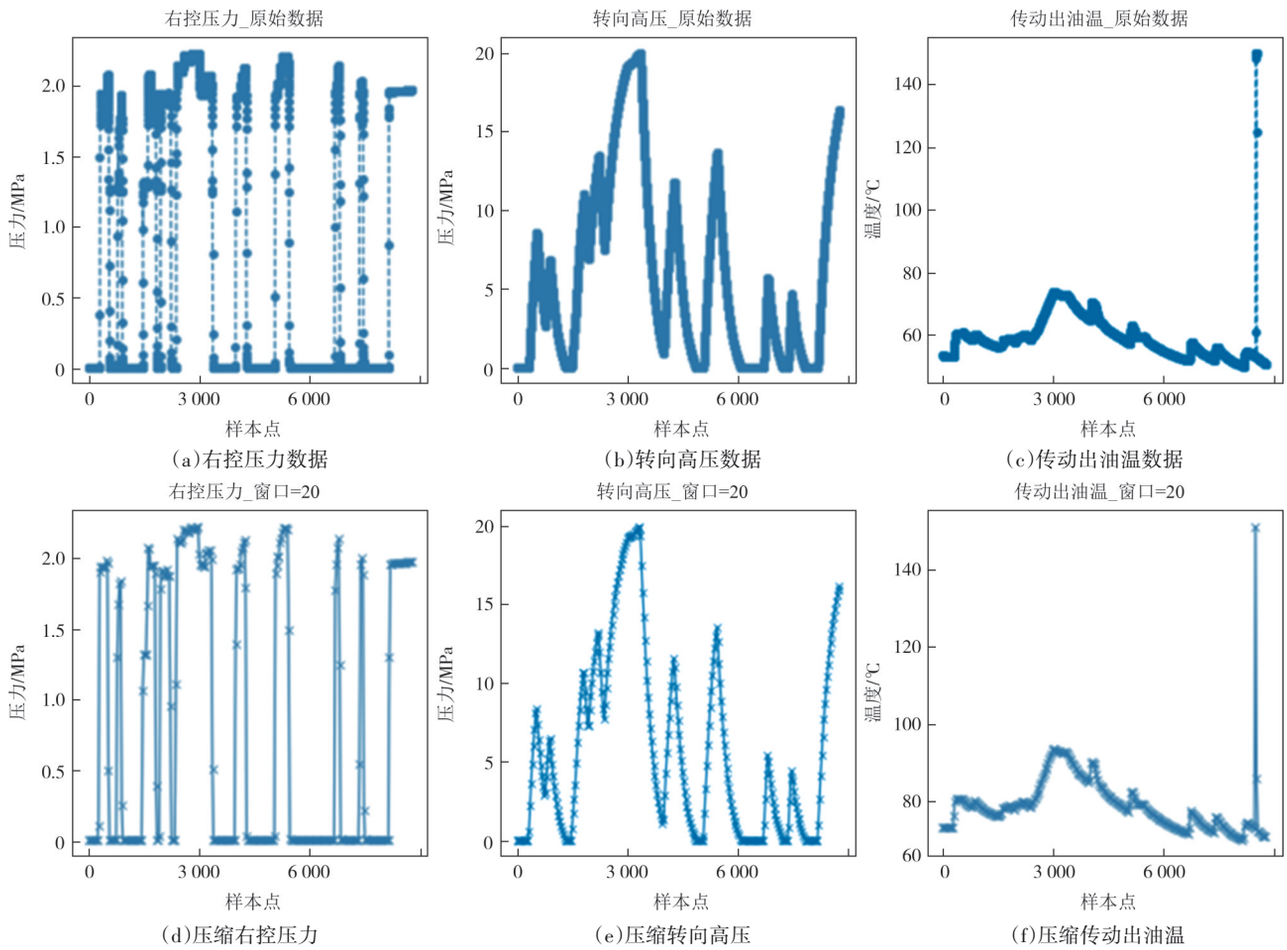
(c)左控压力_窗口=40

图 5　操纵油压峰度计算结果

Fig.5　Kurtosis calculation results of actuating oil pressure

窗口大小为 10 时, 峰度捕捉细节多但噪声大, 降维效果不佳;窗口为 40 时, 峰度平滑但可能丢失关键特征. 窗口大小适中(如 20)时, 峰度保留大部分特征, 减少噪声和冗余, 平衡降维. 因此,窗口大小为 20 更适合用于 PAA 时序数据降维. 使用此窗口大小, PAA 压缩时序数据, 得到样本量为 5 857 的数据集. 以“右控压力”“转向高压”“传动出油温”三个

特征数据为例，PAA时序数据降维结果如图6所示，图6(a)~(c)展示了原始时间序列数据，图6(d)~(f)展示了经过PAA降维处理后的序列数据结果. 从图中可以看到，PAA方法成功地压缩了时间序列的长度，同时在保留关键信息的基础上减少了噪声和冗余部分.



(a)右控压力数据 (b)转向高压数据 (c)传动出油温数据

(d)压缩右控压力 (e)压缩转向高压 (f)压缩传动出油温

图6 基于PAA方法的关键传感数据压缩结果

Fig.6 PAA compression result of key sensor data

2.2 模型构建及训练

模型构建及训练基于PyTorch框架实施，实验所采用的硬件环境为：3.3 GHz AMD Ryzen 57535H处理器，16 GB 4800 MHz LPDDR4内存，NVIDIA RTX 4060 8 G显卡，程序环境为PyTorch2.5.1+cu118，Python：3.12.7，Anaconda：4.12.0.

在模型架构方面，核心部分是改进的GRU层，该模块创新性地引入了动态门控调节机制，通过生成调节因子来动态调整GRU的重置门和更新门的权重矩阵. 搭建的神经网络模型结构如图7所示.

整个训练过程中，采用了训练集与测试集的划分方式，80%数据为训练集，20%数据为测试集，并将每40个时间步作为一个训练样本输入模型中进行训练. 在每个周期后对模型进行评估，通过准确率来选择最佳模型. 为更直观地展示各种模型的性能，采用测试集的准确率、召回率、精确率、F_1得分作为评估指标对检测结果进行评价.

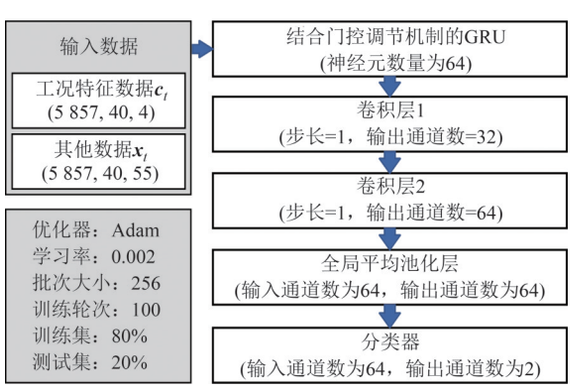


图7 DGGRU-CNN模型结构

Fig.7 DGGRU-CNN model architecture

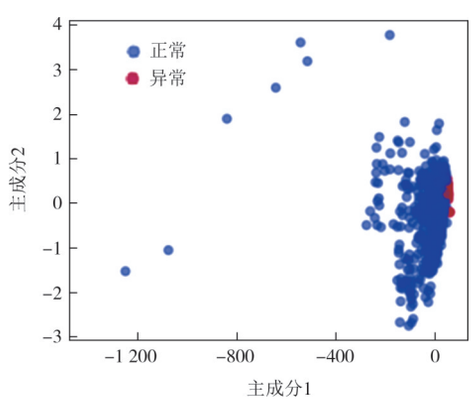
2.3 油液泄漏异常检测结果分析

本文利用综合传动装置运行阶段的传感器数

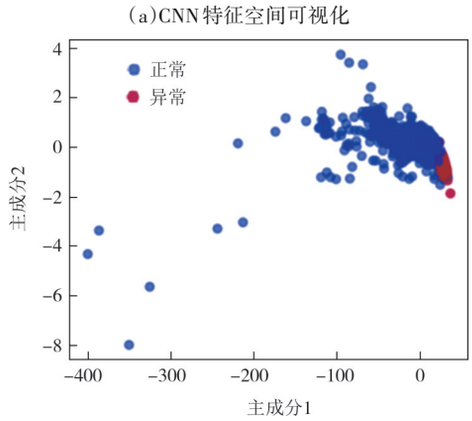
据，对油液泄漏故障进行了检测实验. 采用基于PAA时序压缩的GRU卷积模型，并结合工况特征与自定义动态门控调节机制，有效增强了模型处理时序数据的能力. 通过与 CNN、GRU-CNN、LSTM 和DGGRU-CNN模型的对比实验，验证了所提算法的有效性.

具体而言，利用主成分分析(principal component analysis,PCA)降维方法对模型特征进行降维，以便在二维平面中展示特征空间分布. 图 8 展示了不同模型在综合传动装置运行阶段对综合传动装置流量传感数据的特征空间可视化分析结果.

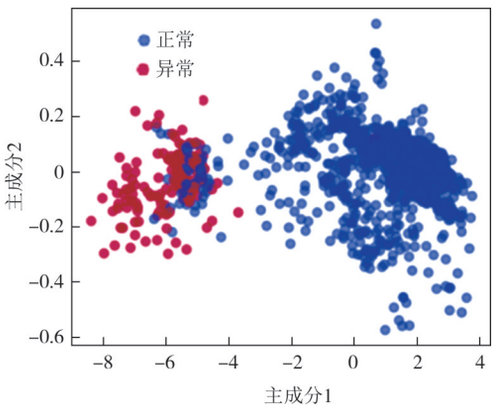
图 8 表明，传统 CNN、GRU-CNN、LSTM 等方法在处理复杂传动数据时效果不佳，难以区分正常与异常状态. 特别是GRU-CNN和LSTM未能有效提取深层次特征，影响了模型分类性能. 相比之下，本文提出的DGGRU-CNN模型能有效提取装备运行状态特征，并在特征空间上区分正常与异常状态. 引入的动态门控调节机制显著提升了CNN模型性能，清晰地划分了传动装置的运行状态. DGGRU-CNN模型在特征提取方面优于传统LSTM模型，显著提高了对装备异常状态的检测与分类准确性.



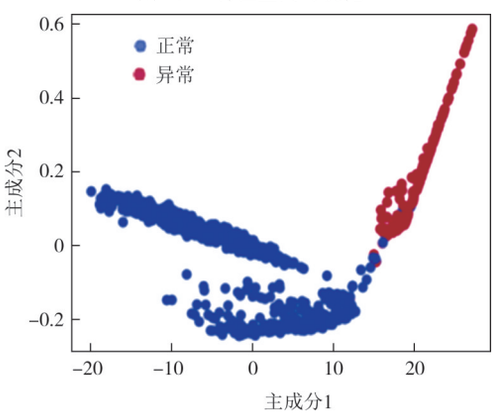
(a)CNN特征空间可视化



(b)GRU-CNN特征空间可视化



(c)LSTM特征空间可视化



(d)DGGRU-CNN特征空间可视化

图 8　综合传动装置检测结果特征空间可视化分布

Fig.8　Visualization distribution of characteristic space for comprehensive transmission devices

对综合传动装置运行状态进行检测，通过混淆矩阵图展示不同算法在实际分类任务中的表现，混淆矩阵如图 9 所示：

油液泄露异常检测评估指标如表 2 所示，LSTM模型展现高召回率 93.66% 和准确率 96.82%，但精确率稍低，为 82.61%，F_1 得分为 87.79%.CNN 模型准确率 97.17%，召回率 93.33%，精确率和 F_1 得分分别为 85.89% 和 89.46%. GRU-CNN 模型精确率高达 93.18%，召回率较低 82.00%，F_1 得分为 87.23%. DGGRU-CNN模型表现最佳，准确率99.40%，召回率98.44%，精确率和 F_1 得分分别为 98.74% 和 98.59%，在异常检测中表现出优越性，满足了在线检测需求.

2.4　离合器异常检测结果分析

本文针对综合传动装置运行阶段中离合器结合异常情况，利用采集的传感器数据开展了检测实验. 对比实验选取了 CNN、GRU-CNN、LSTM 和 DGGRU-CNN 等经典模型，以验证所提方法在检测离合器异常方面的有效性和优越性. 图 10 展示了部分与离合器工作状态紧密相关的传感器数据.

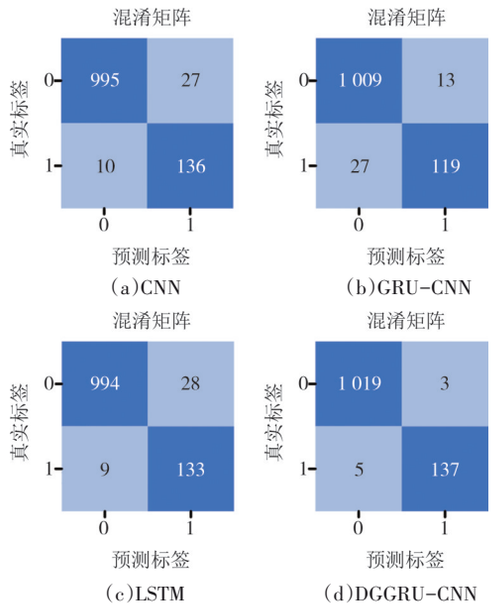


图 9 油液泄漏检测结果的混淆矩阵

Fig.9 Confusion matrix of oil leakage detection results

表 2 油液泄露异常检测评估指标

Tab.2 Evaluation metrics for oil leakage fault detection

模型	准确率/%	召回率/%	精确率/%	F_1得分/%
LSTM	96.82	93.66	82.61	87.79
CNN	97.17	93.33	85.89	89.46
GRU-CNN	96.92	82.00	93.18	87.23
DGGRU-CNN	99.40	98.44	98.74	98.59

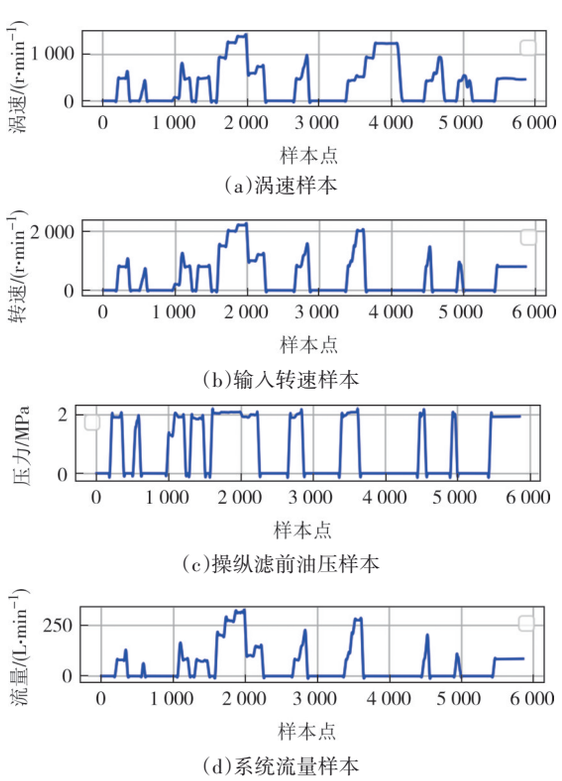


图 10 离合器异常与部分相关传感器数据

Fig.10 Clutch fault and partially related sensor data

模型基于上述与离合器工作状态紧密相关的传感器数据进行训练，开展异常检测实验验证，并利用混淆矩阵验证并评估各算法对综合传动装置离合器异常的分类准确率和错误率. 离合器异常检测的混淆矩阵如图 11 所示：

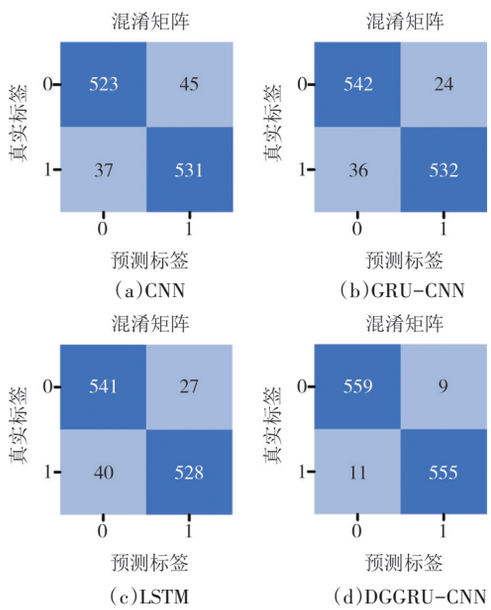


图 11 离合器异常检测结果的混淆矩阵

Fig.11 Confusion matrix of clutch fault detection results

由表 3 可知，各模型在离合器异常检测任务中均取得了较高的准确率、召回率、精确率和 F_1 得分. 其中，DGGRU-CNN 模型表现最为优异，四项指标均超过 98%，准确率达 98.36%，召回率为 98.40%，精确率为 98.06%，F_1 得分为 98.23%，显示其在识别正常与异常样本方面均具备较好的判别能力. GRU-CNN 模型性能也较出色，准确率为 94.71%，精确率达到 95.76%，召回率为 93.77%，F_1 得分为 94.75%，在保持高精度的同时也兼顾了较好的召回能力. LSTM 模型表现稳定，准确率为 94.10%，召回率 93.08%，精确率 95.25%，F_1 得分 94.15%，各项指标较为均衡. CNN 模型整体性能略低，准确率 92.75%，召回率 93.39%，精确率 92.08%，F_1 得分 92.73%. 综合来看，DGGRU-CNN 在各项指标上均优于其他模型，充分验证了其在离合器异常检测任务中的有效性与优越性.

表 3 离合器异常检测评估指标

Tab.3 Evaluation metrics for clutch fault detection

模型	准确率/%	召回率/%	精确率/%	F_1得分/%
LSTM	94.10	93.08	95.25	94.15
CNN	92.75	93.39	92.08	92.73
GRU-CNN	94.71	93.77	95.76	94.75
DGGRU-CNN	98.36	98.40	98.06	98.23

3 结 论

为解决综合传动装置数据复杂、工况多变导致的异常检测难题,本文提出了一种结合动态门控调节和GRU-CNN的特征提取方法.通过两个实验验证了其有效性,并成功实现了特种车辆传动装置传感器数据的异常检测.主要结论如下:

1)结合工况信息,动态调整GRU-CNN模型的重置门和更新门,建立一个异常检测模型,能够从传感器数据中提取关键信息,为异常检测提供精确支持.

2)定制化动态门控调节机制与GRU结合,形成DGGRU-CNN模型,利用CNN深度挖掘特征中的关键信息,并通过Softmax分类器进行分类.基于PCA的可视化方法显示,该模型在特征提取和分类方面比经典模型更有效.

3)通过对综合传动装置漏油和离合器异常数据的实例验证,本研究模型的准确率分别达到99.40%和98.36%,优于其他经典模型,有效检测油液泄漏和离合器异常数据,为综合传动装置异常检测提供新方案.

参考文献

[1] 丁小欧,于晟健,王沐贤,等.基于相关性分析的工业时序数据异常检测[J].软件学报,2020,31(3):726-747.
DING X O, YU S J, WANG M X, et al. Anomaly detection on industrial time series based on correlation analysis[J]. Journal of Software, 2020, 31(3): 726-747.(in Chinese)

[2] SU Y, ZHAO Y J, NIU C H, et al. Robust anomaly detection for multivariate time series through stochastic recurrent neural network[C]//Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. Anchorage AK USA. ACM, 2019: 2828-2837.

[3] 胡姣姣,王晓峰,张萌,等.基于深度学习的时间序列数据异常检测方法[J].信息与控制,2019,48(1):1-8.
HU J J, WANG X F, ZHANG M, et al. Time-series data anomaly detection method based on deep learning [J]. Information and Control, 2019, 48(1):1-8.(in Chinese)

[4] 展鹏,陈琳,曹鲁慧,等.核转折点裁剪表示的时间序列异常检测算法[J].计算机工程与应用,2020,56(23):130-138.
ZHAN P, CHEN L, CAO L H, et al. Time series anomaly detection based on kernel turning points clipped representation [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(23): 130-138.(in Chinese)

[5] 卓琳,赵厚宇,詹思延.异常检测方法及其应用综述[J].计算机应用研究,2020,37(增刊1):9-15.
ZHUO L, ZHAO H Y, ZHAN S Y. Overview of anomaly detection methods and applications [J]. Application Research of Computers, 2020, 37(Sup.1): 9-15.(in Chinese)

[6] BREUNIG M M, KRIEGEL H P, NG R T, et al. LOF: identifying density-based local outliers [C]//Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. Dallas Texas USA: ACM, 2000: 93-104.

[7] RAMASWAMY S, RASTOGI R, SHIM K. Efficient algorithms for mining outliers from large data sets [C]//Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. Dallas Texas USA. ACM, 2000:427-239.

[8] 姚海洋,陈涛,贾然,等.基于改进CNN-LSTM的综合传动装置异常检测方法[J].机电工程,2024,41(11):1986-1994.
YAO H Y, CHEN T, JIA R, et al. Detection method of integrated transmission system anomaly based on improved CNN-LSTM[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2024, 41(11):1986-1994.(in Chinese)

[9] 刘保山,梁栋.履带式装甲战斗车辆传动装置服役性能评价指标体系构建[J].科学技术与工程,2024,24(6):2355-2361.
LIU B S, LIANG D. Evaluation index system construction of tracked armored combat vehicles' transmission service properties [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(6):2355-2361.(in Chinese)

[10] 田钦文,冯辅周,李鸣,等.基于一维深度残差收缩网络的汇流行星排齿轮裂纹故障诊断[J].振动与冲击,2022,41(19):198-206.
TIAN Q W, FENG F Z, LI M, et al. Gear crack fault diagnosis of convergent planetary rowbased on 1-D depth residual shrinkage network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(19): 198-206.(in Chinese)

[11] RODRIGUES J, COSTA I, FARINHA J, et al. Predicting motor oil condition using artificial neural networks and principal component analysis[J]. Eksploatacjai Niezawodność-Maintenance and Reliability, 2020, 22(3):440-448.

[12] 宁子俊,陈涛,徐峰,等.复杂工况下综合传动装置状态监测数据异常检测方法[J].机电工程,2023,40(9):1387-1394.
NING Z J, CHEN T, XU F, et al. Abnormal detection method of integrated transmission device condition monitoring data under complex working conditions [J]. Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2023, 40(9): 1387-1394.(in Chinese)

[13] ZHAO H S, LIU H H, HU W J, et al. Anomaly detection and fault analysis of wind turbine components based on deep learning network[J]. Renewable Energy, 2018, 127:825-834.

[14] DU W L, GUO Z, LI C, et al. From anomaly detection to novel fault discrimination for wind turbine gearboxes with a sparse isolation encoding forest [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71:2512710.

[15] LI T F, ZHAO Z B, SUN C, et al. Domain adversarial graph convolutional network for fault diagnosis under variable working conditions [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70:3515010.

[16] LI Z, LI J Y, WANG Y, et al. A deep learning approach for anomaly detection based on SAE and LSTM in mechanical equipment [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 103(1):499-510.

[17] VOS K, PENG Z X, JENKINS C, et al. Vibration-based anomaly detection using LSTM/SVM approaches[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 169:108752.

[18] LEI W P, LI C Y, DONG X M, et al. Multiworking conditions anomaly detection of mechanical system based on conditional variational auto-encoder[J]. Shock and Vibration, 2023, 2023: 2332669.