

# 基于 VAE 与 TabNet 的电气化铁路接触网故障识别方法研究

刘家军<sup>1</sup>, 马馨秀<sup>1</sup>, 汪洪亮<sup>2</sup>

(1. 西安理工大学电气工程学院, 西安 710048;

2. 西安理工大学自动化与信息工程学院, 西安 710048)

**摘要:** 接触网承担着向沿线电力机车输送电能的重要任务,一旦发生故障会直接影响列车安全运行,因此研究接触网故障识别方法十分必要。本文提出了一种基于 VAE 与 TabNet 的故障识别方法,首先采用 ANSYS Workbench 软件建立弓网耦合模型,获取不同故障下的弓网接触力变化;其次利用变分自编码器算法扩充故障仿真数据,提升模型的泛化能力;最后通过 TabNet 模型进行故障类型的识别,识别准确率达到 96%,并与其他传统分类算法对比。实验结果表明,所提方法在接触网故障识别方面表现出了优越的性能。

**关键词:** 接触网; 故障识别; 弓网耦合模型; TabNet; 变分自编码器

## Research on Fault Identification Method for Electrified Railway Contact Netowrk Based on VAE and TabNet

LIU Jiajun<sup>1</sup>, MA Xinxu<sup>1</sup>, WANG Hongliang<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;

2. School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** The contact network undertakes the important task of delivering electric energy to the electric locomotives along the line and, once in case of fault, will directly affect safe operation of the train, so it is necessary to study the fault identification method of the contact network. In this paper, a fault identification method based on VAE and TabNet is propsoed. Firstly, ANSYS Workbench software is used to set up the pantograph-network coupling model to obtain the variation of pantograph-network contact force under different faults; Then, the variational self-encoder algorithm is used to expand the fault simulation data and improve the generalization ability of the model. Finally, the identification of fault types is performed by TabNet model with an identification accuracy rate of 96%. It is also compared with other traditional classification algorithms. The experimental results show that the proposed method exhibits superior performance in fault identification of the contact network.

**Keywords:** contact network; fault identification; pantograph-catenary coupling model; TabNet; variational autoencoder

## 0 引言

接触网是电气化铁路牵引供电系统的核心组成,常年工作于恶劣的自然环境中且无备用,根据现有文献统计,在我国牵引供电系统发生的故障案

例中,接触网相关故障占比长期超过 90%<sup>[1]</sup>。接触网故障会影响弓网的受流质量,直接决定了动车组的供电稳定性与安全运行,甚至造成严重的经济损失<sup>[2]</sup>。因此研究接触网故障识别技术十分重要。

传统的人工巡检通过便携式仪器开展周期性维

护,该方式虽然能够实现精细化检测但存在着检测周期长、作业强度大、实时响应能力不足的问题<sup>[3-4]</sup>;弓网检测车是目前弓网系统故障诊断最为常用的一种诊断方式,我国以及德、法、意、日都处于弓网检测车发展前列<sup>[5]</sup>,检测车能实现多参数同步采集且具有较高的检测效率,但只能在天窗期作业,难以实时捕捉渐变故障的发展过程;随着机器学习的不断发展,国内外学者在故障识别方面做了大量研究。文献[6]提出了一种基于支持向量机和受电弓振动响应的接触网故障识别方法,通过分析研究不同接触网故障的受电弓加速度响应实现了接触网基础结构故障的识别与分类;文献[7]以 HSM 模型为基础并结合 SVM 模型实现了对刚性接触网的故障诊断,通过故障树收集接触网检测参数,提取故障状态的特征信息且具有较高的准确率;文献[8]提出了一种集合动态协同更新机制和粒子群优化极限学习机的智能识别方法,故障识别精度高且收敛速度快;文献[9]设计开发了一套接触网实时状态监测与故障诊断系统,通过监测受电弓弓头振动状态,实现对接触网的实时安全状态评估与故障诊断;文献[10]通过在承力索上安装电流传感器,计算得到电流方向和大小,提出了一种接触网故障定位方法;文献[11]提出了一种改进灰色关联度模型,通过引入信息熵和欧几里得集合贴近度,更准确地识别接触网关键零部件故障;文献[12]通过计算故障预警风险系数对接触网故障进行预警;文献[13]基于卷积神经网络识别弓网电弧故障;文献[14]提出一种改进的 FCOS 算法,实现对接触网吊弦故障的识别;文献[15]构建了视觉特征分析与模式辨识相融合的技术框架,通过 D-Markov 状态转移概率模型对接触线空间轨迹进行动态建模,能够在线评估接触线状况;意大利 Marco Boccione 等人<sup>[16]</sup>基于拉普拉斯域分析建立输出信号与输入信号的传递函数,进而构建以复频率为自变量的系统响应模型,最终实现接触力参数的定量评估。

本文主要贡献如下:

- 1)构建了弓网耦合动力学模型。基于 ANSYS Workbench 平台,建立接触网与受电弓的耦合系统仿真模型,模拟了不同组件故障对接触力变化的动态影响,为提取故障特征提供了支撑。
- 2)针对接触网故障样本稀缺的问题,引入变分自编码器(VAE)对原始仿真数据进行扩充,有效提升了模型的泛化能力与鲁棒性。
- 3)基于 TabNet 模型进行故障识别。将 TabNet 深度学习模型利用其注意力机制实现关键特征的

动态选择,在不依赖人工特征提取的基础上取得优异的识别性能。通过与其他传统算法的对比,验证了所提出方法在精度、召回率等多项指标上的优势。

1 弓网耦合系统建模

1.1 接触网建模

接触网系统由多个锚段构成,且长期暴露于自然环境中,易受气象条件干扰,考虑到其结构复杂性,本文选取独立锚段作为分析对象,并在建模过程中进行必要的简化处理:

- 1)采用梁单元对接触线和承力索进行等效,忽略定位线夹、吊弦线夹等组件;
- 2)建立吊弦等效模型时,构建由端部质量单元与中间弹性单元组成的弹簧-质量系统;
- 3)动力学分析中不考虑车体振动对弓网耦合系统的动态影响,受电弓垂向抬升力设为恒定参数,并假定各跨距保持几何一致性;
- 4)将承力索座及定位器等装置建模为具有等效质量参数的弹簧单元。

本文以 60 m 为一个跨距建立全长 600 m 的接触网模型,共 10 跨,每个跨距共 6 根吊弦,结构高度 1.5 m。接触网材料参数如表 1 所示,单跨吊弦参数如表 2 所示。

表1 接触网材料参数  
Table 1 Parameter of the conatct network material

| 线索类别 | 截面积/<br>mm <sup>2</sup> | 线材单位质量/<br>kg·m <sup>-1</sup> | 弹性模量/<br>Pa          | 泊松比  |
|------|-------------------------|-------------------------------|----------------------|------|
| 接触线  | 116.99                  | 1.076                         | 1.2×10 <sup>11</sup> | 0.33 |
| 承力索  | 116.99                  | 1.065                         | 1.2×10 <sup>11</sup> | 0.33 |
| 吊弦   | 9.62                    | 0.089                         | 1.2×10 <sup>11</sup> | 0.33 |

表2 单跨吊弦参数  
Table 2 Parameters of single-span hanging chord

| 参数        | 吊弦编号 |      |      |      |      |      |
|-----------|------|------|------|------|------|------|
|           | 1    | 2    | 3    | 4    | 5    | 6    |
| 长度/m      | 1.48 | 1.35 | 1.28 | 1.28 | 1.35 | 1.48 |
| 质量/kg     | 1.05 | 0.94 | 0.83 | 0.83 | 0.94 | 1.05 |
| 刚度/(kN/m) | 1.25 | 1.37 | 1.52 | 1.52 | 1.37 | 1.25 |

接触网运动的微分方程可表示为

$$[M_c]\{\ddot{u}_c\}+[C_c]\{\dot{u}_c\}+[K_c]\{u_c\}=\{P(t)\} \tag{1}$$

式中:[ $M_c$ ]为接触网质量矩阵; [ $C_c$ ]为接触网阻尼矩阵; [ $K_c$ ]为接触网刚度矩阵;  $\{\ddot{u}_c\}$ 为接触网节点加速度向量;  $\{\dot{u}_c\}$ 为接触网节点速度向量;  $\{u_c\}$ 为接触网节点位移向量;  $\{P(t)\}$ 接触网节点载荷向量。

等效模型如图 1 所示。

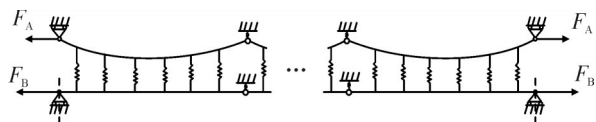


图1 接触网等效模型示意图  
Fig. 1 Schematic diagram of equivalence model of the contact network

## 1.2 受电弓建模

受电弓安装在电力机车车顶,通过碳滑板与接触线的动态接触获取电能,为列车持续提供动力。按照臂杆形式可以分为单臂受电弓和双臂受电弓,通常由弓头和滑板、上下臂杆、平衡杆、升弓弹簧、底架等组成<sup>[17]</sup>。受电弓模型主要包括归算质量模型、多刚体模型、刚柔混合模型和全柔模型<sup>[18]</sup>。其中归算质量模型仿真效率和精度较高,在建模过程中使用广泛,其基于能量等效原理,将实际的受电弓结构简化为几个带有集中质量的模型,并且根据集中质量的数量进一步分为一元、二元、三元和多元模型<sup>[19]</sup>。

本文选取受电弓三质量块进行建模仿真,三质量块分别代表弓头、上部框架和下臂杆,通过弹簧系统相互连接,并对弹簧施加适当的刚度和阻尼。运动微分方程可表示为式(2),受电弓三质量块模型见图2。

$$\begin{cases} m_1 \ddot{y}_1 + c_1(\dot{y}_1 - \dot{y}_2) + k_1(y_1 - y_2) = 0 \\ m_2 \ddot{y}_2 + c_2(\dot{y}_2 - \dot{y}_3) + c_1(\dot{y}_2 - \dot{y}_1) + k_2(y_2 - y_3) + k_1(y_2 - y_1) = 0 \\ m_3 \ddot{y}_3 + c_3 \dot{y}_3 + c_2(\dot{y}_3 - \dot{y}_2) + k_3 y_3 + k_2(y_3 - y_2) = f_u \end{cases} \quad (2)$$

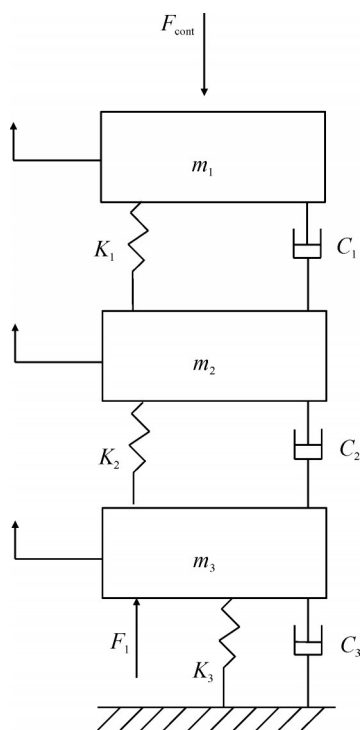


图2 受电弓三质量块模型  
Fig. 2 Pantograph the stressed three-mass model

式中:  $m_1$  为弓头等效质量, 6.1 kg;  $m_2$  为上框架等效质量, 10.2 kg;  $m_3$  为下臂杆等效质量, 10.3 kg;  $c_1$  为弓头等效阻尼,  $10 \text{ N} \cdot \text{S} \cdot \text{m}^{-1}$ ;  $c_2$  为上框架等效阻尼, 0;  $c_3$  为下臂杆等效阻尼,  $120 \text{ N} \cdot \text{S} \cdot \text{m}^{-1}$ ;  $k_1$  为弓头等效刚度,  $10400 \text{ N} \cdot \text{m}^{-1}$ ;  $k_2$  为上框架等效刚度,  $10600 \text{ N} \cdot \text{m}^{-1}$ ;  $k_3$  为下臂杆等效刚度, 0;  $F_0$  为抬升力, 120 N;  $F_c$  为弓网接触力, N;  $y_1$  为弓头垂向位移, mm;  $y_2$  为上框架垂向位移, mm;  $y_3$  为下臂杆垂向位移, mm。

## 1.3 弓网耦合模型

本文在接触网和受电弓之间设置接触对实现弓网动态耦合建模,将接触线设置为目标单元,弓头设置为接触单元,各质量块施加水平方向的位移,模拟受电弓运动,所建立的弓网耦合模型如图3所示。

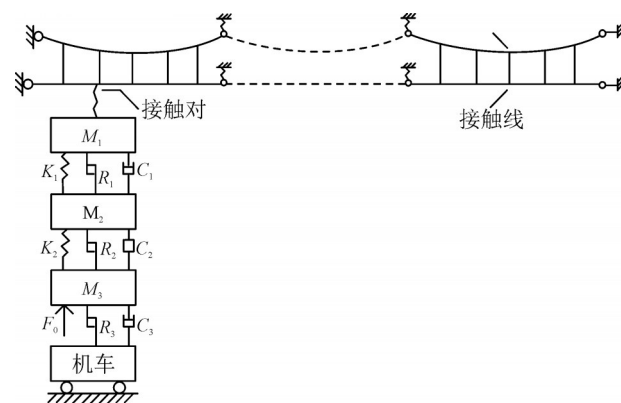


图3 弓网耦合模型示意图  
Fig. 3 Schematic diagram of the pantograph-catenary coupling model

采用罚函数法进行求解,接触压力可表示为

$$F_c = \begin{cases} 0, & u_c > u_p \\ K_c |u_c - u_p|, & u_c \leq u_p \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $F_c$  为接触力;  $u_c$  为接触线垂向位移;  $u_p$  为弓头垂向位移;  $K_c$  为接触刚度。

## 2 接触网故障仿真分析

接触网工作在恶劣的自然环境中,长期承受电气负荷与机械振动的耦合作用,极易导致部分组件失效,从而引发故障影响电力机车的安全运行。

定位器是定位装置中的关键部件,能够确保受电弓滑板与接触线保持相对稳定的空间位置,避免受电弓脱网。定位器发生脱落故障会导致受电弓滑板偏磨,脱落的残骸会击打受电弓或者车顶设备,造成降弓运行甚至逼停列车、损坏受电弓等事故。承力索座的主要作用是支撑和固定承力索,通常安装在腕臂上,一旦脱落会使承力索下垂从而导致接触线的驰度急剧增加,张力失衡影响相邻部件,危及列车运行及维护人员安全。吊弦是用来连

接触线和承力索的部件,通过调节长度保证接触线距轨道处于同一高度,吊弦断裂容易导致断裂点处接触线高度降低,使弓网接触不良,且断裂的吊弦会损坏其他物理设备。

本文使用 ANSYS Workbench 软件搭建接触网-受电弓耦合模型,以单个锚段为例,建立全长 600 m 的接触网,设置受电弓的静态抬升力为 120 N,列车运行速度为 250 km/h。分别模拟以下 3 种故障:一是定位器脱落故障,假设故障发生于锚段内第 5 跨 300 m 处;二是承力索座脱落故障,假设故障发生于锚段内第 2 跨 120 m 处;三是吊弦断裂故障,假设故障发生于第 8 跨 445 m 处。仿真结果如图 4 所示。

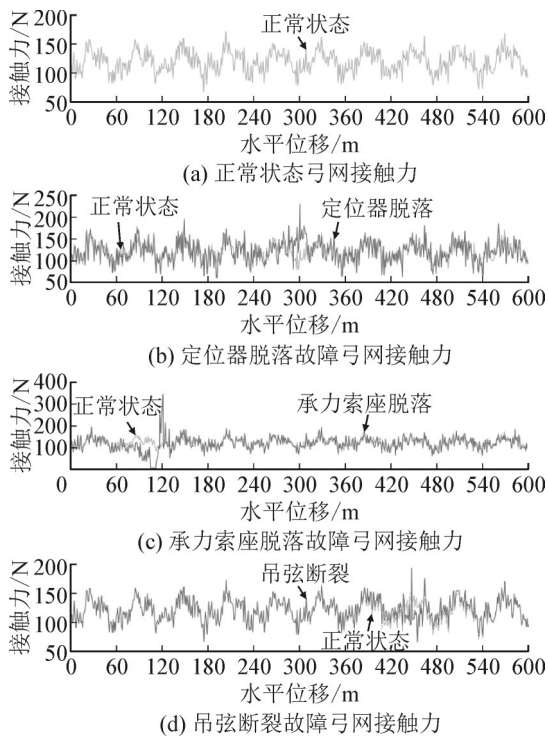


图4 弓网接触力仿真结果

Fig. 4 Simulation result of pantograph-catenary contact force

图 4(a)代表弓网正常状态下的接触力变化,从图中可以看出,正常状态下的接触力在 100 N 到 150 N 之间波动,整体较为稳定。图 4(b)表示定位器脱落故障,与正常状态相比,在故障处的波动幅度明显变大,接触力骤增至约 250 N,超出正常范围,接触线失去支撑导致故障处的弓网接触力异常,影响受流质量,对于故障范围外的弓网接触力与正常情况下基本吻合。图 4(c)表示在 120 m 处第 2 跨发生承力索座脱落故障时影响范围较大,弓网接触力变化十分剧烈并且接近 350 N,甚至出现了弓网离线现象容易引发火花或断电风险,从 150 m

后逐渐恢复到正常运行,在此之后的接触力变化情况与正常时基本一致。承力索座脱落会直接影响局部接触力,导致整体接触网系统不稳定,需要及时检修以避免安全隐患。图 4(d)表示吊弦断裂故障时接触力的变化情况,可以看出故障处的弓网接触力有小幅波动呈现出先上升后下降的趋势,但未出现剧烈震荡,由于其他吊弦及补偿装置分担了部分张力,使得接触网系统整体处于较为正常状态。

### 3 基于 VAE 与 TabNet 的接触网故障识别方法

#### 3.1 变分自编码器

自编码器(autoencoder, AE)<sup>[20]</sup>包括编码器和解码器两部分,编码器将输入数据压缩成低维表示,解码器则将这些低维表示还原回原始数据形式。由于自编码器潜在空间缺乏概率约束,生成的新样本泛化性较弱且存在数据不连续问题。Kingma 和 Welling 在此基础上提出一种新模型变分自编码器(variational autoencoder, VAE)<sup>[21]</sup>,通过结合变分推断与神经网络,实现了对复杂数据分布的建模与生成,其核心思想是通过概率生成模型捕捉数据分布,并引入变分推断近似难以直接求解的后验分布。

VAE 编码器网络表示为

$$q_{\varphi}(z/x) = N(\mu_{\varphi}(x), \text{diag}(\sigma_{\varphi}^2(x))) \quad (4)$$

式中:  $x$  是输入数据;  $z$  是输入数据的低维表示;  $\varphi$  是参数;  $\mu_{\varphi}(x)$  表示编码器网络输出的均值向量;  $\sigma_{\varphi}(x)$  示编码器网络输出的方差向量。

VAE 解码器网络表示为

$$p_{\theta}(x/z) = N(\hat{x}_{\theta}(z), \sigma^2 I) \quad (5)$$

式中,  $\hat{x}_{\theta}(z)$  是网络的输出。

VAE 的优化目标是 minimized 观测数据的负对数似然的变分下界(ELOB),公式为

$$L_{\text{VAE}} = E_{q_{\varphi}(z/x)}[\log p_{\theta}(x/z)] - KL(q_{\varphi}(z/x) \| p(z)) \quad (6)$$

式中:第 1 项代表重构损失;第 2 项代表 KL 散度。

#### 3.2 TabNet

TabNet 是谷歌团队提出的一种用于表格数据的深度学习模型<sup>[22]</sup>。模型结构如图 5 所示。TabNet 主要包括特征变换器、注意力变换器、决策步骤及解码器,其中特征变换器由多个共享权重的残差快堆叠而成,对输入特征进行非线性变换,生成高阶特征表示,捕捉特征间的复杂交互关系;注意力变换器动态选择每个决策步骤的输入特征,使用稀疏掩码实现软特征选择提升参数效率;决策步骤设置自适应权重机制使每个步骤的贡献权重通过可学习参数动态调整;解码器通常为简单的全连接层,

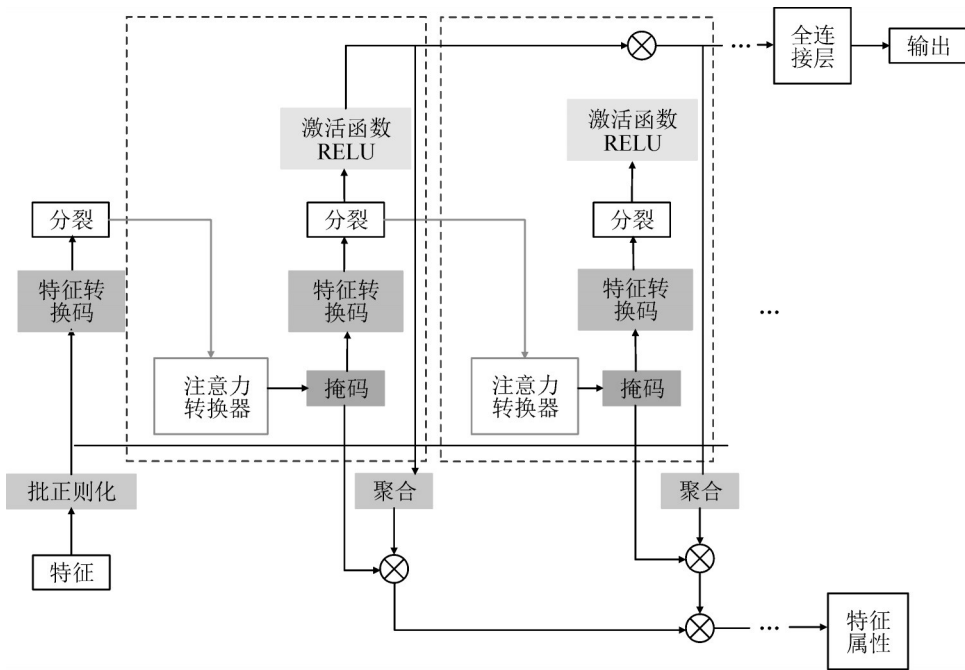


图5 TabNet模型结构  
Fig. 5 Structure of TabNet model

可根据任务类型选择合适的激活函数,输出结果以加权求和方式累积到全局决策。TabNet 在多个领域的分类任务中都表现出优越的性能,同时支持自监督学习,采用无标签数据预训练提升数据集的泛化能力。

3.3 实验结果及分析

3.3.1 实验环境及参数

本文进行的所有实验均在 Ubuntu 20.04 操作系统上完成,GPU 工作站配置如表 3 所示。实验参数 epoch 设置为 100,learning\_rate 设置为 0.02,batch\_size 为 256,optimizer 选用 SGD,gamma 设置为 1.5。

表3 实验硬件配置  
Table 3 Configuration of experimental hardware

| 硬件      | 参数                                |
|---------|-----------------------------------|
| CPU     | 13th Gen Intel® Core® i7-13700×24 |
| GPU     | NVIDIA GeForce RTX 4060 Ti 64GB   |
| 操作系统    | Ubuntu 20.04                      |
| 编程语言    | Python                            |
| CUDA 版本 | 11.8                              |
| 深度学习框架  | PyTorch 2.6.0                     |

3.3.2 数据采集与处理

本文使用上述 ANSYS Workbench 接触网故障仿真得到的数据,并采用 VAE 算法对数据集进行扩充,最终得到正常状态、定位器脱落故障、承力索座脱落故障以及吊弦断裂故障数据各 400 组,共 1 600 组数据进行训练。将数据集按 3:1 的比例分为训练集与测试集,1 200 组数据用于训练,400 组数据

用于测试。故障分类标签如表 4 所示。

表4 故障分类标签  
Table 4 Fault classification label

| 故障类型   | 标签 |
|--------|----|
| 正常状态   | 0  |
| 定位器脱落  | 1  |
| 承力索座脱落 | 2  |
| 吊弦断裂   | 3  |

3.3.3 评价指标

为评估故障分类辨识模型的性能,本文选用准确率(Accuracy)、精确率(Precision)、召回率(Recall)、 $F_1$  值( $F_1$ -score)作为指标对模型进行评估。计算公式如下:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (7)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$F_1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (10)$$

式中:TP (true positive)表示被准确识别为正类别的正样本的数量;FP (false positive)表示被误判为正类别的负样本数量;FN (false negative)表示被误判为负类别的正样本的数量。

3.3.4 实验结果及分析

本文通过 Pytorch 搭建了 4 种故障辨识模型,分别为支持向量机(SVM)<sup>[23]</sup>、决策树(DT)<sup>[24]</sup>、随机森林(RF)<sup>[25]</sup>、TabNet 模型。本文选用 TabNet 模型训

练,实验结果如表 5 所示。混淆矩阵如图 6 所示。

表 5 模型分类识别指标值

Table 5 Index of model classification identification

| 类别  | Precision | Recall | $F_1$ | Accuracy |
|-----|-----------|--------|-------|----------|
| 0   | 0.93      | 0.97   | 0.95  | 0.97     |
| 1   | 0.97      | 0.90   | 0.94  | 0.90     |
| 2   | 0.93      | 1.00   | 0.96  | 1.00     |
| 3   | 1.00      | 0.95   | 0.97  | 0.95     |
| all | 0.96      | 0.96   | 0.95  | 0.96     |

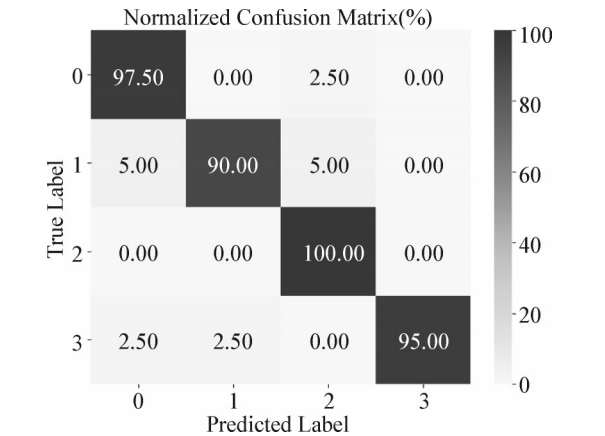


图 6 分类结果混淆矩阵图

Fig. 6 Confusion matrix diagram of classification result

由上述实验结果可知,本文使用的 TabNet 模型在对各个类别故障的检测上有较高的准确率,ACC 为 96%。根据混淆矩阵可以发现,模型对故障类别 2 即承力索座脱落故障有着 100% 的识别率,结合上文中承力索座脱落时接触力的变化,此类故障发生时的数据变化幅度较大,具有明显区别于其他类别的特征,同时采用 VAE 算法进行数据扩充得到较为充足的样本,因此有着良好的识别效果。对于类别 0 正常状态有 97.5% 的准确率,其余 2.5% 被误判为承力索座脱落;类别 2 定位器脱落准确率为 90%,5% 误判为正常,5% 误判为承力索座脱落;类别 3 吊弦断裂准确率为 95%,2.5% 误判为正常状态,2.5% 误判为定位器脱落。这是由于几种类别的接触力变动幅度较小,故障特征不明显导致误判。

表 6 为与其他模型的对比实验结果,由表可知,SVM 的各项指标均显著低于其他模型,准确度仅为 66%;DT 准确率为 84%且指标较为均衡,可能因过拟合或者特征冗余导致性能下降;RF 准确率为 78%,略低于决策树模型;TabNet 的准确度最高,模型中的注意力机制增强了关键特征的权重分配,减少了误判。通过以上分析,本文使用的 TabNet 模型在接触网故障识别方面展现出优越的性能,具有较高的检测精度。

表 6 4 种模型分类识别指标值

Table 6 Index four models for classifications identification

| 模型     | Precision | Recall | $F_1$ | Accuracy |
|--------|-----------|--------|-------|----------|
| SVM    | 0.67      | 0.66   | 0.63  | 0.66     |
| DT     | 0.84      | 0.84   | 0.83  | 0.84     |
| RF     | 0.78      | 0.78   | 0.77  | 0.78     |
| TabNet | 0.96      | 0.96   | 0.955 | 0.96     |

4 结语

接触网发生故障会影响列车安全运行,甚至引发严重事故。为实现对接触网故障的分类识别,及时判断故障类型,本文采用 ANSYS 软件建立弓网耦合模型,仿真模拟正常状态、定位器脱落故障、承力索座脱落故障及吊弦断裂故障状态下弓网接触力的变化情况,并通过 VAE 算法对仿真得到的数据进行扩充,为后续故障识别提供足够多的样本;最后构建基于 TabNet 模型的故障识别框架,利用其序列注意力机制及动态特征选择能力,实现了接触网故障的分类识别且具有较高的识别准确率,其中对于承力索座脱落故障能精准识别。此外与其他传统算法相对比,本文所提方法更是表现出优越性能。未来可结合多源传感器数据提升故障识别的全面性,并探索其在实时监测系统中的应用。

参考文献

[1] 宫衍圣,李会杰. 接触网系统故障分析及可靠性理论应用探讨[J]. 电气化铁道,2008(2):34-36.  
GONG Yansheng, LI Huijie. Fault analysis of catenary system and discussion on the theoretical application of reliability[J]. Electrified Railways, 2008(2):34-36.

[2] 刘志刚,宋洋,韩烨,等. 高速铁路接触网研究进展[J]. 西南交通大学学报,2016,51(3): 495-518.  
LIU Zhigang, SONG Yang, HAN Ye, et al. Advances of research on high-speed railway catenary[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2016,51(3):495-518.

[3] 谢建. 电气化铁路接触网不平顺分析及功率谱研究[D]. 成都:西南交通大学,2010.

[4] BINACHI CESAER, LUZI ADORDAO, TASSINI ELIO. Current pick-up at high speed[J]. Ingegneria Ferroviaria, 1993,48(6):306-31.

[5] 石颖. 地铁车辆弓网监控系统的构成与主要技术[J]. 城市轨道交通研究,2020,23(2):106-108.  
SHI Ying. Composition and core technology of pantograph-catenary monitoring system in urban rail transit vehicles[J]. Urban Mass Transit, 2020,23(2):106-108.

[6] 黄一鸣,袁天辰,杨俭. 基于支持向量机的接触网故障识别方法研究[J]. 计算机仿真,2018,35(11):145-152.  
HUANG Yiming, YUAN Tianchen, YANG Jian. Research

- on identification method of catenary fault based on SVM[J]. Computer Simulation, 2018, 35(11): 145-152.
- [7] 单翀,叶谋景,肖晓晖. 基于HSMM-SVM模型的城轨刚性接触网故障诊断[J]. 武汉大学学报(工学版), 2025, 58(1): 121-133.
- SHAN Chonghao, YE Moujing, XIAO Xiaohui. Fault diagnosis of urban rail rigid catenary based on HSMM-SVM model[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2025, 58(1): 121-133.
- [8] 余海湘,易楚阳,赵健,等. 一种基于动态协同更新机制的接触网故障智能识别方法[J]. 湘潭大学学报(自然科学版), 2021, 43(5): 21-31.
- SHE Haixiang, YI Chuyang, ZHAO Jian, et al. An intelligent identification method of catenary fault based on dynamic collaborative update mechanism[J]. Journal of Xiangtan University (Natural Science Edition), 2021, 43(5): 21-31.
- [9] 谭梦颖. 基于受电弓振动状态的接触网实时故障诊断技术研究[D]. 成都:西南交通大学, 2019.
- [10] 李喆. 基于电流方向的站场接触网故障精确定位技术[J]. 铁道工程学报, 2024, 41(9): 72-76.
- LI Zhe. Precise location technology of tracks station catenary fault based on current direction[J]. Journal of Railway Engineering Society, 2024, 41(9): 72-76.
- [11] 何宗伦,刘帝洋,韦晓广,等. 基于灰色关联度的接触网故障零部件识别[J]. 铁道技术标准, 2023, 5(8): 1-6.
- HE Zonglun, LIU Diyang, WEI Xiaoguang, et al. Identification of fault components of contact network based on grey correlation degree[J]. Railway Technical Standard, 2023, 5(8): 1-6.
- [12] 汤路,杨俭,宋瑞刚,等. 基于GNG聚类与LS-SVM的接触网故障预警方法研究[J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(12): 6-11.
- TANG Lu, YANG Jian, SONG Ruigang, et al. Research on early warning method of catenary fault Based on GNG clustering and LS-SVM[J]. Intelligent Computer and Applications, 2020, 10(12): 6-11.
- [13] HUANG S, ZHAI Y, ZHANG M, et al. Arc detection and recognition in pantograph-catenary system based on convolutional neural network[J]. Information Sciences, 2019, 501: 363-376.
- [14] GU G, WEN B, JIA Y, et al. Catenary dropper fault identification based on improved FCOS algorithm[J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2024, 15(4): 571-578.
- [15] AYDIN I, KARAKOSE M, AKIN E. A new contactless fault diagnosis approach for pantograph-catenary system Using pattern recognition and image processing methods[J]. Advances in Electrical & Computer Engineering, 2014, 14(3): 79-88.
- [16] MARCO BOCCIOLONE, GIUSEPPE BUCCA, ANDREA COLLINA, et al. An approach to monitor railway pantograph-catenary interaction with fiber optic sensors[J]. Proceedings of SPIE the International Society for Optical, 2010(9): 364-375.
- [17] 梅桂明,张卫华. 受电弓/接触网系统动力学模型及特性[J]. 交通运输工程学报, 2002, 2(1): 20-25.
- MEI Guiming, ZHANG Weihua. Dynamics model and behavior of pantograph / catenary system[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2002, 2(1): 20-25.
- [18] 贾荣,王俊勇,辜晨亮. 受电弓等效参数识别及结构强度研究[J]. 铁道机车车辆, 2020, 40(5): 78-83.
- JIA Rong, WANG Junyong, GU Chenliang. Identification of equivalent parameters and structural strength of pantographs[J]. Railway Locomotive & Car, 2020, 40(5): 78-83.
- [19] 马果垒. 受电弓系统研究[D]. 成都:西南交通大学, 2009.
- [20] RUMELHART D, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, 323: 533-536.
- [21] KINGMA D P, WELING M. Auto-encoding variational bayes[Z]. 2014.
- [22] ARIK S Ö, PFISTER T. Tabnet: Attentive interpretable tabular learning[C]//Proceedings of the Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. California USA: AAAI Press, Palo Alto, 2021, 35(8): 6679-6687.
- [23] CORINNA CORTES, VLADIMIR VAPNIK. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [24] S. B. KOTSIAKIS. Decision trees: a recent overview[J]. Artificial Intelligence Review: An International Science and Engineering Journal, 2013, 39(4): 261-283.
- [25] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.

#### 作者简介:

刘家军(1967—),男,通信作者,教授,研究方向为电力系统自动化、轨道交通电气控制技术、接触网安全运行及弓网故障预警技术。E-mail:liujiajun-88@163.com。

马馨秀(1998—),女,硕士研究生,研究方向为接触网安全运行及弓网故障预警技术。

汪洪亮(1993—),男,助理工程师,研究方向为电力系统自动化。