

文章编号: 2095-2163(2020)12-0006-06

中图分类号: U225

文献标志码: A

# 基于 GNG 聚类与 LS-SVM 的接触网故障预警方法研究

汤路, 杨俭, 宋瑞刚, 袁天辰

(上海工程技术大学 城市轨道交通学院, 上海 201620)

**摘要:** 受电弓-接触网系统作为电气化铁路的重要组成部分,一旦发生故障将严重影响弓网正常受流及行车安全,因此对接触网故障的预警就尤为重要。本文基于接触网结构模型及动力学特性,建立了垂向弓网耦合模型,在不同弓网动力参数下,对受电弓振动响应进行了仿真与分析。为了在接触网可能发生故障时提出预警,提出了一种基于 GNG 聚类与 LS-SVM 的接触网故障预警方法。首先运用 GNG 聚类算法对正常状态数据分类,得到若干聚类点,并计算当前状态与聚类中心的距离得出相似度趋势;同时构建历史矩阵,根据 LS-SVM 回归模型的回归结果得出预测差值,将相似度趋势和预测差值结合得到故障预警风险系数,对弓网故障状态提出预警。针对接触网正常状态和故障状态,做出了有效预警,表明了该方法的实用性。

**关键词:** 接触网; 受电弓振动响应; 故障预警; GNG 聚类; LS-SVM

## Research on Early Warning Method of Catenary Fault Based on GNG Clustering and LS-SVM

TANG Lu, YANG Jian, SONG Ruigang, YUAN Tianchen

(School of Urban Railway Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**【Abstract】** The pantograph-catenary system is an important part of the electrified railway. Once a failure occurs, it will seriously affect the normal flow of the pantograph-catenary system and driving safety. Therefore, the early warning of catenary failure is particularly important. Based on the catenary structure model and dynamic characteristics, a vertical pantograph-network coupling model is established. Under different pantograph-network dynamic parameters, the vibration response of the pantograph is simulated and analyzed. In order to provide early warning when the catenary may fail, a warning method for catenary failure based on GNG clustering and LS-SVM is proposed. First, use the GNG clustering algorithm to classify the normal state data, obtain a number of clustering points, and calculate the distance between the current state and the cluster center to obtain the similarity trend; at the same time, construct the historical matrix, and obtain the result according to the regression result of the LS-SVM regression model. The prediction difference is calculated, and the similarity trend and the prediction difference are combined to obtain the failure warning risk coefficient, and an early warning is provided for the failure state of the pantograph and network. According to the normal state and failure state of the catenary, the results give an effective warning, which shows the practicability of the method.

**【Key words】** Catenary; Pantograph vibration response; Fault warning; GNG clustering; LS-SVM

## 0 引言

接触网系统是从牵引变电所向电力机车输送电能的重要环节,接触网系统的安全可靠性直接关系到列车是否能够安全、高效运行。接触网一般露天架设,长期受到恶劣天气和剧烈工况的影响,容易出现零部件故障和参数失效<sup>[1]</sup>。由于线路单一,电力机车班次愈发密集,接触网故障一旦发生将严重影响铁路运输秩序,甚至造成严重安全事故<sup>[2]</sup>。因此,对接触网状态的故障诊断预警就尤为重要。目前弓网故障诊断技术日渐成熟,而弓网故障预警技术研究尚少。为此,本文研究一种接触网故障预警方法,为弓网故障预警提供理论基础,对维持弓网关系稳定具有很重要的现实意义。

弓网检测车是目前阶段较为主要的一种弓网状态故障诊断方式,但其效率难以满足当前铁路运营状况,且无法在弓网可能发生故障时提出诊断。非接触式接触网故障诊断近年来是国内外学者的研究重点。如:利用脉冲相位式激光测量原理,实现接触网导高与拉出值高精度检测<sup>[3]</sup>;在图像检测法应用上,德国法国等欧洲国家在弓网系统非接触式检测领域有了一定建树,研究出基于图像识别处理技术的非接触式检测系统<sup>[4]</sup>;基于虚拟仪器技术和神经网络理论,对接触网的故障电信号实时采样,通过特征提取和模式识别实现了故障的智能诊断<sup>[5]</sup>。但是激光测量、图像识别易受到气候和环境因素影响,接触网电信号也常常受到外界干扰。

**基金项目:** 国家自然科学基金(面上项目)(51575334)。

**作者简介:** 汤路(1995-),男,硕士研究生,主要研究方向:弓网故障预警;杨俭(1962-),男,博士,教授,主要研究方向:轨道车辆弓网关系、高速列车气动噪声主动降噪。

**通讯作者:** 杨俭 Email: yang2580@sues.edu.cn

收稿日期: 2020-09-13

本文从动力学响应的角度出发,提出了一种基于 GNG 聚类与 LS-SVM 的接触网故障预警方法。通过分析弓网结构的动力学特性,建立了受电弓-接触网耦合模型;对不同动力参数下的弓网系统进行了动力学仿真,得到了不同工况的弓网数据;为了得出相似度趋势,本文运用了 GNG 聚类得到聚类中心;为了得出预测差值,引入了 LS-SVM 回归模型进行回归预测。通过分析故障预警风险系数,对接触网故障状态作出有效预警。

## 1 弓网系统建模与弓网动力参数变化研究

### 1.1 弓网系统建模

受电弓-接触网耦合系统的结构动力学研究是开展基于接触力的弓网故障预警的基础。要切实反映复杂的弓网系统真实结构较为困难,因此作一些近似的假设:

- (1) 接触网采用伯努利-欧拉梁模型。
- (2) 轨道线路良好,只讨论受电弓和接触网的垂向振动。
- (3) 不考虑风力、空气抬升力等因素的影响以及接触线横向振动的影响。

图 1 为链形接触悬挂一个锚段的受电弓接触网耦合模型。 $T_A$  为承力索的张力; $T_B$  为接触线的张力; $K_{ci}$  为第  $i$  个腕臂与承力索间的弹性刚度; $K_{pi}$  为第  $i$

个支撑杆与接触线间的刚度; $K_{di}$  为第  $i$  个吊弦的刚度; $M_{di}$  为第  $i$  个吊弦的质量; $C_{di}$  为第  $i$  个吊弦的阻尼; $EI_A$ 、 $EI_B$  分别为承力索与接触线的抗弯刚度; $\rho_A$ 、 $\rho_B$  分别为承力索与接触线的线密度。 $M_1$  为等效质量的受电弓弓头; $M_2$  为等效质量的受电弓框架; $K_1$ 、 $C_1$  分别为弓头与框架间的刚度与阻尼, $K_2$ 、 $C_2$  分别为框架与基座间的刚度与阻尼; $F_0$  为升弓力,由升弓弹簧或气压力提供。

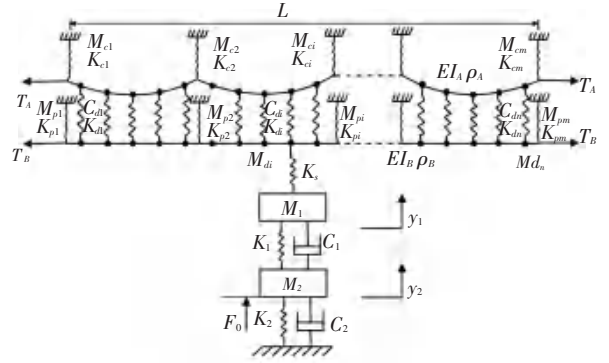


图 1 弓网耦合模型

Fig. 1 Pantograph-net coupling model

受电弓与接触网通过  $K_s$  耦合在一起,联立接触线和受电弓弓头、框架的运动微分方程得到弓网耦合系统的运动微分方程组:

$$\begin{aligned}
 & \frac{\partial^2 A_n}{\partial t^2} + \sum_m \ddot{A}_m \sum_{i=1}^p M_{Di} \sin \frac{m\pi x_i}{L} \sin \frac{n\pi x_i}{L} + \sum_{k=1}^w m_{TK} \sin \frac{m\pi x_k}{L} \sin \frac{n\pi x_k}{L} \ddot{y}_1 + \sum_m A_m \sum_{i=1}^p C_{Di} \sin \frac{m\pi x_i}{L} \sin \frac{n\pi x_i}{L} - \\
 & \sum_m \dot{B}_m \sum_{i=1}^p C_{Di} \sin \frac{m\pi x_i}{L} \sin \frac{n\pi x_i}{L} + \sum_m A_m \sum_{i=1}^p K_{Di} \sin \frac{m\pi x_i}{L} \sin \frac{n\pi x_i}{L} + \sum_{i=1}^w K_{Ti} \sin \frac{m\pi x_i}{L} \sin \frac{n\pi x_i}{L} \ddot{y}_1 + \\
 & \frac{S_A \pi^2}{2L} n^2 + \frac{EI_A \pi^4}{2L^3} n^4 \ddot{y}_1 - \sum_m B_m \sum_{i=1}^p k_{Di} \sin \frac{m\pi x_i}{L} \sin \frac{n\pi x_i}{L} = 0, \\
 & \frac{\partial^2 B_n}{\partial t^2} + \sum_m \ddot{B}_m \sum_{i=1}^p M_{Di} \sin \frac{m\pi x_i}{L} \sin \frac{n\pi x_i}{L} + \sum_{k=1}^w m_{TK} \sin \frac{m\pi x_k}{L} \sin \frac{n\pi x_k}{L} \ddot{y}_1 + \sum_m \dot{B}_m \sum_{i=1}^p C_{Di} \sin \frac{m\pi x_i}{L} \sin \frac{n\pi x_i}{L} - \\
 & \sum_m A_m \sum_{i=1}^p C_{Di} \sin \frac{m\pi x_i}{L} \sin \frac{n\pi x_i}{L} + \sum_m B_m \sum_{i=1}^p K_{Di} \sin \frac{m\pi x_i}{L} \sin \frac{n\pi x_i}{L} + \sum_{i=1}^w K_{Ti} \sin \frac{m\pi x_i}{L} \sin \frac{n\pi x_i}{L} \ddot{y}_1 + \\
 & \frac{S_B \pi^2}{2L} n^2 + \frac{EI_B \pi^4}{2L^3} n^4 \ddot{y}_1 - \sum_m A_m \sum_{i=1}^p K_{Di} \sin \frac{m\pi x_i}{L} \sin \frac{n\pi x_i}{L} = K_s \ddot{y}_1 - \sum_m B_m \sin \frac{m\pi x_s}{L} \ddot{y}_1 \sin \frac{n\pi x_s}{L} \quad (1), \\
 & M_1 \ddot{y}_1 + C_1 (\dot{y}_1 - \dot{y}_2) + K_1 (y_1 - y_2) = -K_s \ddot{y}_1 - \sum_m B_m \sin \frac{m\pi x_s}{L} \ddot{y}_1, \\
 & M_2 \ddot{y}_2 + C_2 \dot{y}_2 + C_1 (\dot{y}_2 - \dot{y}_1) + K_1 (y_2 - y_1) + K_2 y_2 = F_0.
 \end{aligned}$$

其中,  $A_m$ 、 $B_m$  为承力索与接触线第  $m$  项幅值; $m$  为  $0 \sim +\infty$ ;  $x$  为纵向位移; $L$  为锚段长;  $F_s = k_s (y_1 - y_s)$  为受电弓与接触网之间的接触力。

弓网系统取一个锚段长 520 m 作为研究对象,跨距长为 65 m,每个跨距有 8 个吊弦,列车速度为 120 Km/h,弓网系统结构参数见表 1 与表 2。

表1 接触网参数<sup>[6]</sup>

Tab. 1 The parameter of the catenary

部件	参数大小								
吊弦刚度/(kN/mm)	1.25e6	1.35e6	1.7e6	1.88e6	1.88e6	1.7e6	1.35e6	1.25e6	
吊弦阻尼/(Ns/m)		175	185	178	188	188	178	185	175
吊弦质量/kg		0.8	0.7	0.6	0.5	0.5	0.6	0.7	0.8
跨距/m						65			
锚段长/m						520			
跨数/个						8			
定位器质量/kg						0.633			
定位器刚度/(kN/mm)						1.25e6			
支撑杆质量/(kg)						9			
支撑杆刚度/(kN/mm)						2.5e7			

表2 受电弓参数<sup>[7]</sup>

Tab. 2 The parameter of the pantograph

	质量/kg	刚度/(N/m)	阻尼/(Ns/m)
接触弹簧	-	82 300	-
弓头	10	4 600	200
框架	20	650	20

## 1.2 弓网动力参数变化研究

由于承力索、接触线、吊弦等接触网部件经常处于恶劣工作环境之中,且长期暴露于户外,使得接触网容易出现零部件故障和参数失效<sup>[8]</sup>。对于不同的故障和失效状况,可选主要结构动力参数作为研究对象,包括接触线的整体结构参数、接触网吊弦的刚度特性以及阻尼特性等进行仿真研究。

(1)接触线损伤。接触线损伤会导致接触线的横截面积变小,使得载流量变小,接触线的刚度和抗拉强度也会下降,进而影响受流质量。可在模型中改变接触线的横截面积,得到不同程度接触线损伤情况下的弓网接触力。

(2)接触线张力失效。接触线张力一旦失效,难以保证接触网和受电弓之间的稳定受流,影响受流质量。可在模型中改变接触线张力的值,得到不同程度接触线张力失效情况下的弓网接触力。

(3)吊弦松脱。当吊弦出现松脱时,接触线的张力和弛度都会受到相应的影响,进而改变接触力的大小。可在模型中令某一吊弦处的  $K_{di}' = \eta_{k1} K_{di}$ ,  $C_{di}' = \eta_c C_{di}$ , 式中  $\eta_{k1}$  和  $\eta_c$  分别为接触网吊弦刚度变化系数和吊弦阻尼变化系数,得到吊弦松脱情况下的弓网接触力。

(4)承力索底座损坏。当承力索底座损坏时,会影响承力索的支承刚度。可在模型中令某一承力索底座处的  $K_{ci}' = \eta_{k2} K_{ci}$ , 式中  $\eta_{k2}$  为平腕臂和承力

索之间的刚度变化系数,得到承力索底座损坏情况下对弓网接触力。

以接触线损伤为例,在一个锚段长为 520 m,跨距长为 65 m,每个跨距有 8 个吊弦,列车速度为 120 Km/h 的环境下,利用数值积分方法计算得到接触网正常和故障状态下弓网耦合模型的动力学响应。仿真结果如图 2 所示。

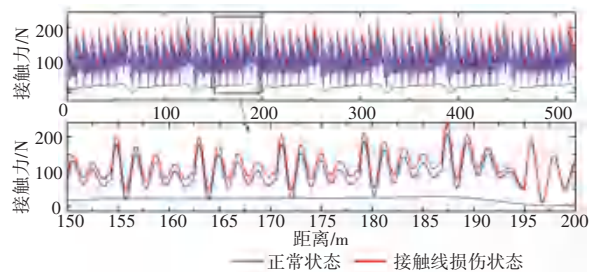


图2 接触线损伤状态响应

Fig. 2 Response to damage state of contact wire

其中,蓝线为弓网正常状态,红线为接触线损伤状态。接触线损伤状态下,弓网接触力发生改变,弓网受流质量受到影响。

## 2 故障预警算法

### 2.1 基于 GNG 聚类的相似度趋势评价

#### 2.1.1 GNG 聚类

GNG 聚类是一种允许实施输入数据自适应聚类的算法,不仅将空间划分为群集,还会基于数据的特性确定其所需数量<sup>[9]</sup>。该算法只以两个神经元开始,不断变化它们的数量(多数情况下是增长),同时利用竞争赫布型学习法,在神经元之间创建一系列最佳对应输入向量分布的连接<sup>[10]</sup>。每个神经元都有一个累积所谓“局部误差”的内部变量。节点之间的连接则以一个名为“age”(年龄)的变量

为特征。

(1) 初始化。创建两个节点, 即输入向量的分布允许; 设定局部误差 0 值; 将节点之间的连接“age”初始为 0。

(2) 具有初始向量的某一神经网络  $x$ , 在最接近  $x$  的地方找到两个神经元  $a$  和  $b$ , 那么  $w_a$  和  $w_b$  就是距离  $x$  最近的两个节点,  $\|w_a - x\|^2$  最小,  $\|w_b - x\|^2$  次之。

(3) 更新最小神经元  $a$  的局部误差, 将最小距离值加入到  $E_a$  中, 式(2)。

$$E_a \leftarrow E_a + \|w_a - x\|^2. \quad (2)$$

(4) 平移最小神经元  $a$  及其所有与之连接的神经元, 方向为初始向量  $x$ , 距离为部分的  $\in w$  和  $\in z$ , 式(3)和式(4)。

$$w_a \leftarrow w_a + \in w \cdot (w_a - x), \quad (3)$$

$$w_z \leftarrow w_z + \in w \cdot (w_z - x). \quad (4)$$

(5) 增加从最小神经元  $a$  出来的所有连接的“age”, 步幅为 1。若两个最佳神经元  $a$  和  $b$  已连接, 则将其连接的“age”设为零; 否则就创立一个新的连接。将年龄大于  $age_{max}$  的连接移除。如果神经元中的这个结果没有更多的发散边缘, 那么删除。

(6) 如果当前迭代的数量是  $\lambda$  的倍数, 且没有超过神经网络的限制, 那么插入一个新的神经元  $c$ 。

(7) 减小神经元  $c$  的误差 (利用分式  $\alpha$ ), 式(5)。

$$E_c \leftarrow E_c - E_c \cdot \alpha. \quad (5)$$

(8) 直到达到超过神经网络的限制这一条件停止, 否则返回继续第(2)步。

### 2.1.2 相似度趋势评价

相似度趋势  $v_i$  评价公式(6):

$$v_i = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{j=1}^n (g_i - G_j)^2}. \quad (6)$$

其中,  $g_i$  为当前状态坐标,  $G_j$  为第  $j$  个聚类中心的坐标。

## 2.2 基于 LS-SVM 的预测差值计算

### 2.2.1 LS-SVM 回归预测

支持向量机算法作为机器学习研究领域中的热点, 已经在故障诊断、人脸识别得到广泛的应用。常见的标准支持向量机算法具有简洁方便、应用相对成熟的特点, 但难以解决样本个数大的问题, 且处理复杂<sup>[11]</sup>。在长时间、大规模的实际项目预测中, 使用标准支持向量机算法消耗大量时间, 且精度较

低<sup>[12]</sup>。最小二乘支持向量机在目标函数中采用误差平方项代替标准支持向量机算法中的松弛变量, 构造新的二次损失函数<sup>[13]</sup>, 并将原支持向量二次规划问题变为求解线性方程, 从而极大地提高方程的求解速度, 降低了算法的复杂性, 改善了训练效率<sup>[14]</sup>。

(1) 初始训练样本集  $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ 。其中,  $x_i$  为第  $i$  个输入样本,  $y_i$  为对应的输出样本。通过非线性函数  $\varphi(x_i)$  从输入空间向高维特征空间映射, 式(7), 其中  $\omega$  和  $b$  是需定的参数。

$$f(x) = \omega \cdot \varphi(x) + b. \quad (7)$$

(2) 设  $\cdot$  为核函数的匿名映射, 则有式(8)和(9):

$$\min_{\omega, b, e} \phi(\omega, b, e) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2. \quad (8)$$

$$y_i = \omega \cdot \varphi(x) + b + e_i. \quad (9)$$

式中,  $\gamma$  是乘法系数,  $e_i$  是松弛变量。在此, 目标函数中使用了二次项  $e_i^2$ , 因此被称为最小二乘法支持向量机。

(3) 在此基础上, 引入 Lagrange 乘子, 选择径向基函数  $K(x, x_i)$ , 可以得到矩阵, 式(10):

$$\begin{bmatrix} \varnothing & Z^T & \ddot{\varnothing} \\ \ddot{Z} & K + D & \ddot{\varnothing} \\ \ddot{\varnothing} & \ddot{\varnothing} & \ddot{\varnothing} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varnothing & \ddot{\varnothing} \\ \ddot{\varnothing} & \ddot{\varnothing} \end{bmatrix}. \quad (10)$$

式中,  $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ ;  $Z = (1, 1, \dots, 1)^T$ ;  $a = (a_1, a_2, \dots, a_n)^T$ ;  $D = \text{diag}(\gamma^{-1}, \dots, \gamma^{-1})$ ;  $K = \{K_{ij} = K(x_i, x_j) \mid i, j = 1, 2, \dots, n\}$ 。

(4) 求解线性方程组, 可以得到 LS-SVM 的回归模型为式(11):

$$f(x) = \sum_{i=1}^n a_i K(x, x_i) + b. \quad (11)$$

### 2.2.2 预测差值计算

计算当前状态的预测差值  $d_i$ , 式(12):

$$d_i = m_i - f(x_i). \quad (12)$$

式中,  $m_i$  为数据样本真实值,  $f(x_i)$  为 LS-SVM 回归模型预测值。

## 2.3 故障预警风险系数

计算故障预警风险系数  $q_i$ , 式(13):

$$q_i = a v_i + b d_i. \quad (13)$$

式中,  $a$  和  $b$  为权重因子, 根据历史数据, 分别初始化为 0.5, 0.5。

某一时刻故障预警风险系数  $q_i$  越低, 表明弓网接触力越正常。某一时间段内故障预警风险系数  $q_i$  波动幅度越小, 表明期间弓网接触状态良好, 弓网受

流越稳定。算法基本流程示意如图3所示。

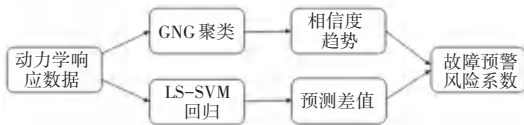


图3 故障预警流程示意图

Fig. 3 Schematic diagram of failure warning process

### 3 弓网故障预警结果

为了准确及时地对弓网故障作出预警,本文根据动力学响应结果,选取1600组正常的的数据来对神经网络进行训练。部分数据见表3。

表3 部分样本数据

Tab. 3 Data of partial sample

样本编号	最大值/N	最小值/N	平均值/N	标准差
1	175.235 7	43.684 6	108.456 8	24.357
2	176.839 2	42.356 7	108.567 5	24.561
3	175.436 9	43.468 5	108.749 5	24.476
4	173.568 4	45.498 2	108.457 1	24.562
5	174.869 3	44.587 1	108.526 9	24.726
6	176.552 7	42.685 4	108.421 7	24.548
7	175.658 7	43.874 5	108.325 7	24.564
8	175.342 8	43.564 2	108.214 1	24.532

通过对1600组正常数据的训练,形成了3个聚类中心,结果数据见表4。

表4 聚类结果

Tab. 4 Clustering result

聚类中心	最大值/N	最小值/N	平均值/N	标准差
1	167.482 1	49.684 6	108.687 1	24.621
2	175.652 4	43.356 1	108.532 4	26.561
3	180.246 5	37.468 5	108.246 9	28.423

同时,将训练数据带入LS-SVM回归模型,得到回归结果,进而得到预测差值 $d_i$ 。根据前文提出的弓网故障预警方法,得出弓网故障预警风险系数 $q_i$ 。取受电弓通过正常接触网的数据200组(即取样数据为200组,预测数据为300组),测试基于GNG聚类和LS-SVM的弓网故障预警方法的有效性。结果如图4所示。

可以得出在受电弓通过正常接触网的工况下,故障预警风险系数在0.87~1.03之间上下浮动,表明弓网故障风险系数较低,弓网关系良好。

取受电弓通过存在故障接触网的数据200组(即取样数据为200组,预测数据为300组),测试基于GNG聚类和LS-SVM的弓网故障预警方法的

有效性,结果如图5所示。

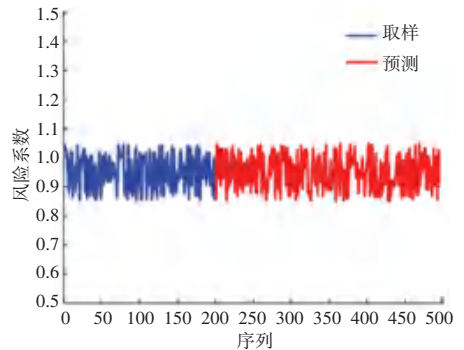


图4 正常弓网风险系数

Fig. 4 Risk factor of normal bow-net

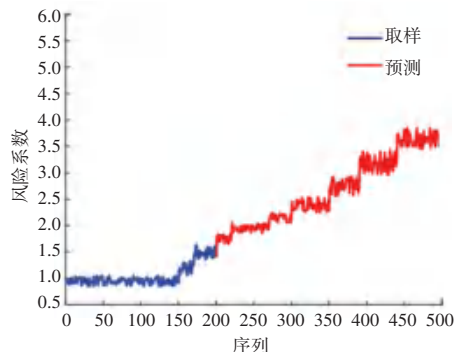


图5 故障弓网风险系数

Fig. 5 Risk factor of faulty bow-net

可以得出在第229组时,弓网故障预警风险系数开始增大,风险系数达到2.09。在预测区间(第201组数据~第500组数据)内,风险系数始终呈增大趋势,从1.58增长到3.82,增长幅度较大且增长速度较快,表明弓网故障风险系数较高,弓网关系不良。

### 4 结束语

接触网故障的预警对维护弓网关系安全稳定具有重要意义。本文以接触网基础结构故障为研究对象,提出了一种基于GNG聚类与LS-SVM的接触网故障预警方法,通过分析研究不同弓网动力学参数下的受电弓动力学响应,提取特征数据。将特征数据输入GNG聚类模型得到聚类中心,进而得到相似度趋势;同时输入LS-SVM回归模型得到预测差值,将相似度趋势和预测差值结合得到故障预警风险系数,对弓网故障状态做出了有效预警,为接触网故障预警技术提供了一种新的方法。

### 参考文献

- [1] 杨俭,宋瑞刚,方宇.城市轨道交通车辆受电弓-接触网系统稳定性分析[J].铁道学报,2011,33(9):31-35.
- [2] 李霞.接触网异常状态对弓网接触力影响的仿真研究[D].成都:西南交通大学,2018.
- [3] 张桂南,刘志刚.基于角点匹配与谱聚类的接触网绝缘子破损/

- 夹杂异物故障检测[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(6): 1370-1377.
- [4] 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.
- [5] 叶宝安. 铁路牵引网故障行波特征提取与类型识别算法研究[D]. 上海: 东华理工大学, 2016.
- [6] 胡艳, 黄盼盼. 接触网动态仿真模型建立及分析[J]. 机械强度, 2020, 42(4): 919-924.
- [7] 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.
- [8] 刘怡, 张卫华, 梅桂明. 受电弓接触网垂向耦合运动中接触网动应力研究[J]. 铁道学报, 2003, 25(4): 23-26.
- [9] 吴永明, 陈琳升, 李少波. 基于改进 GNG 算法的燃煤锅炉数据动态特征分析与控制[J/OL]. 控制与决策: 1-7 [2020-09-11]
- [10] 钱晓明, 王鑫豪, 楼佩煌. 基于聚类与改进最小二乘法支持向量机算法的汽车总装输送装备故障预警方法[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(12): 3220-3225.
- [11] 张全明, 刘会金. 最小二乘支持向量机在电能质量扰动分类中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008(1): 106-110.
- [12] 陈帅, 朱建宁, 潘俊, 等. 最小二乘支持向量机的参数优化及其应用[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2008(2): 278-282.
- [13] SONG Y, LIU Z, WANG H, et al. Nonlinear modelling of high-speed catenary based on analytical expressions of cable and truss elements[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2015, 53(10): 1-25.
- [14] 焦卫东, 林树森. 整体改进的基于支持向量机的故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(8): 1861-1870.

(上接第 5 页)

### 参考文献

- [1] VIRTANEN T, PLUMBLEY M D, ELLIS D. Introduction to Sound Scene and Event Analysis [M]. Cham, Switzerland: Springer Nature, 2018: 3-12.
- [2] RICHARD G, VIRTANEN T, BELLO J P, et al. Introduction to the Special Section on Sound Scene and Event Analysis [J]. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2017, 25(6): 1169-1171.
- [3] SHAO Y, SRINIVASAN S, JIN Z, et al. A Computational Auditory Scene Analysis System for Speech Segregation and Robust Speech Recognition [J]. *Computer Speech & Language*, 2010, 24(1): 77-93.
- [4] WOLD E, BLUM T, KEISLAR D, et al. Content - based classification, search, and retrieval of audio [J]. *IEEE MultiMedia*, 1996, 3(3): 27-36.
- [5] LI S Z. Content-based audio classification and retrieval using the nearest feature line method [J]. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, 2000, 8(5): 619-625.
- [6] BENETOS E, STOWELL D, PLUMBLEY M D. Approaches to Complex Sound Scene Analysis [M]. Cham, Switzerland: Springer Nature, 2018: 215-242.
- [7] 韩纪庆, 石自强. 声学事件检测理论与方法 [M]. 第 1 版. 北京: 科学出版社, 2016.
- [8] ERONEN A J, PELTONEN V T, TUOMI J T, et al. Audio - based context recognition [J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2006, 14(1): 321-329.
- [9] TEMKO A, NADEU C. Classification of meeting - room acoustic events with support vector machines and variable - feature - set clustering [C] // in Proceedings. ( ICASSP ' 05 ). IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2005, 5: 505-508.
- [10] LEE K, ELLIS D P W. Audio - Based Semantic Concept Classification for Consumer Video [J]. *IEEE Transactions on Audio Speech and Language Processing*, 2010, 18(6): 1406-1416.
- [11] PANCOAST S, AKBACAK M. Bag-of-Audio-Words Approach for Multimedia Event Classification [C] // in Proc. Interspeech, 2013.
- [12] BENGIO Y, COURVILLE A, VINCENT P. Representation Learning: A Review and New Perspectives [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(8): 1798-1828.
- [13] MESAROS A, DIMENT A, ELIZALDE B, et al. Sound Event Detection in the DCASE 2017 Challenge [J]. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2019, 27(6): 992-1006.
- [14] MCLOUGHLIN I, ZHANG H, XIE Z, et al. Robust Sound Event Classification Using Deep Neural Networks [J]. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech and Language Processing (TASLP)*, 2017, 23(3): 540-552.
- [15] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition [J]. *Computational and Biological Learning Society*, 2015.
- [16] TAKAHASHI N, GYGLI M, VAN GOOL L. AENet: Learning Deep Audio Features for Video Analysis [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2018, 20(3): 513-524.
- [17] MEYER M, CAVIGELLI L, THIELE L. Efficient Convolutional Neural Network For Audio Event Detection [J]. arXiv preprint, arXiv: 1709.09888v1, 2017.
- [18] MEYER M, BEUTEL J, THIELE L. Unsupervised Feature Learning for Audio Analysis [C] // 5<sup>th</sup> International Conference on Learning Representations (ICLR) 2017, Workshop Track, Toulon, France, 2017.
- [19] SANG J, PARK S, LEE J. Convolutional Recurrent Neural Networks for Urban Sound Classification Using Raw Waveforms [C] // 2018 26<sup>th</sup> European Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2018: 2444-2448.
- [20] DRUCKER H, BURGESS C J C, KAUFMAN L, et al. Support Vector Regression Machines [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1997, 28(7): 779-784.
- [21] ZHANG L, HAN J, DENG S. Unsupervised Temporal Feature Learning Based on Sparse Coding Embedded BoAW [C] // in Proc. Interspeech, Hyderabad, India, 2018: 3284-3288.
- [22] ZHANG L, SHI Z, HAN J. Pyramidal Temporal Pooling With Discriminative Mapping for Audio Classification [J]. in *IEEE/ACM Trans. Audio, Speech, and Language Processing*, 2020(28): 770-784.
- [23] COLSON B, MARCOTTE P, SAVARD G. An overview of bilevel optimization [J]. *Annals of Operations Research*, 2007, 153: 235-256.
- [24] NESTEROV Y. Nonsmooth Convex Optimization [M]. Boston, MA, USA: Springer, 2004: 111-170.