

DOI:10.13382/j.jemi.B2508431

# 基于端口阻抗法的弓网电弧识别方法\*

李 斌 舒嘉辉

(辽宁工程技术大学电气与控制工程学院 葫芦岛 125105)

**摘要:**针对高速列车在实际运行过程中,通过电流,电压等信号来识别电弧时对算法要求较高,算法实现难度较大以及利用高频摄像机采集电弧图像识别电弧成本较高等问题,提出了一种基于端口阻抗的方法对弓网电弧进行识别。首先,考虑实际运行条件下气流速度对电弧电压梯度的影响对电压梯度进行优化建立了更加符合列车实际运行条件下的电弧电压模型。然后,为更好地模拟实验进行,考虑在负荷波动较小情况下将弓网系统等效成含有系统阻抗和电弧阻抗的二端口网络并建立考虑气流速度影响的端口阻抗模型。其次,利用PSCAD/EMTDC仿真平台和搭建弓网电弧实验模拟平台对优化的电弧模型进行可行性分析,并且采用梦想优化算法优化的支持向量机电弧识别模型对弓网电弧进行识别,检验算法对端口阻抗的识别可行性。最后,将端口阻抗法识别电弧与电流信号,电压信号以及电弧图像3种方法从6个方面进行综合比较,验证端口阻抗法的实用性和经济性。

**关键词:** 端口阻抗;弓网系统;梦想优化算法;支持向量机;故障识别

**中图分类号:** TM501.2;TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

## Pantograph-catenary arc detection method based on port impedance

Li Bin Shu Jiahui

(Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

**Abstract:** To address the challenges of high algorithmic complexity and implementation difficulty when identifying arcing in high-speed trains using current and voltage signals, as well as the high cost of arc recognition through high-speed camera imaging, a novel method based on port impedance is proposed for pantograph-catenary arc detection. First, the influence of airflow velocity under actual operating conditions on the arc voltage gradient is considered, and the voltage gradient is optimized to establish an arc voltage model that more accurately reflects real train operation conditions. Then, to facilitate more accurate simulation, the pantograph-catenary system is equivalently modeled as a two-port network consisting of system impedance and arc impedance under conditions of minimal load fluctuation, and a port impedance model incorporating airflow effects is developed. Subsequently, the feasibility of the optimized arc model is analyzed using the PSCAD/EMTDC simulation platform and a constructed experimental pantograph-catenary arc simulation setup. A support vector machine (SVM) arc recognition model optimized by the dream optimization algorithm is employed to identify the arc, thereby validating the feasibility of port impedance-based arc recognition. Finally, the port impedance-based arc recognition method is comprehensively compared with three traditional methods—current signal, voltage signal, and arc image recognition—across six evaluation criteria to verify its practicality and cost-effectiveness.

**Keywords:** port impedance; pantograph-catenary system; dream optimization algorithm; support vector machine; fault detection

## 0 引言

随着电气化铁路的快速发展,弓网电弧问题日益成为制约电气化铁路进一步发展的主要问题之一。如何准确地、快速地、经济地对弓网电弧进行识别已成为目前弓网系统研究方向的热门课题。

目前为止,对弓网电弧的识别主要有电气量和非电气量两种识别方法。电气量识别方法主要从电弧的电压和电流信号进行识别;非电气量法主要通过高速摄像机对弓网电弧图像进行拍摄,然后通过图像识别算法对图像进行识别以及电弧的声、光和热等特征进行识别。国内外许多学者为此进行了大量研究。Huang 等<sup>[1]</sup>利用卷积神经网络对高频摄像机拍摄的弓网电弧图像进行识别;Wei 等<sup>[2]</sup>对在弓网电弧产生期间的噪声频率带宽分析进而对弓网电弧进行识别;Huang 等<sup>[3]</sup>利用卷积神经网络检测可见光图像中的电弧,并采用阈值法识别红外图像中的电弧;Yan 等<sup>[4]</sup>提出了一种改进深度学习模型对电弧的识别方法,对原始的 Inception 模块,并结合引导锚机制、注意力机制和上采样技术来优化检测性能以应对在复杂情况条件下对弓网图像识别效果较差的问题;Liu 等<sup>[5]</sup>设计了一种图像的鲁棒语义分割模型将 Transformer 与卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)聚合以实现电弧像素分割从而提高对电弧图像的识别准确率;李斌等<sup>[6]</sup>首先采集接触电压数据,其次将电压数据经格拉姆角场(Gramian angular field, GAF)转化为二维图片最后经改进双通道卷积神经网络(improved parallel convolutional neural networks, IPCNN)模型进行电弧识别;王志勇等<sup>[7]</sup>通过对电弧电流信号进行分析,提取电流信号特征对电弧进行识别;李斌等<sup>[8]</sup>利用海鸱优化算法(seagull optimization algorithm, SOA)对支持向量机(support vector machine, SVM)进行参数优化提高 SVM 对电弧电流的识别准确率;李斌等<sup>[9]</sup>将采集的电弧电流数据利用 GAF 转为二维图片最后利用 CNN 对二维图像进行识别;董琦<sup>[10]</sup>提出了改进 MobileNet-SSD 模型利用更轻量级的 MobileNet 网络对电弧图像特征识别来缩短识别过程的时间;于晓英等<sup>[11]</sup>通过对电弧产生时的紫外线波段特征进行分析,再利用光电倍增管进行采集紫外线信号并融合电压一次积分方法对电弧进行识别。上述学者主要通过对采集的电流电压信号和其他信号特征进行分析识别或者利用改进的图像处理方法对采集的电弧图像进行识别。

虽然上述研究方法对电弧的识别具有很高的准确率,但是在分析电弧信号时具有算法比较繁琐,对算法要求过高以及在识别图像过程中对拍摄设备要求较高,可能导致增加经济成本和对识别系统的性能要求较高等

问题。

因此,为避免列车在实际运行情况下可能导致电流电压等信号识别过程繁琐以及拍摄设备经济成本等问题。为了更加符合列车在实际运行中的情况,考虑气体流速对电弧电压的影响进而对基本电弧模型进行优化,并提出了利用端口阻抗的方法对电弧进行识别。首先,利用端口网络的思想将弓网系统等效成二端口网络,通过测量端口电压以及电流计算端口阻抗;然后,利用 PSCAD/EMTDC 仿真软件以及弓网电弧实验模拟平台对优化的电弧模型进行可行性分析;其次,利用梦想优化算法(dream optimization algorithm, DOA)对 SVM 进行优化并对电弧进行识别;最后,将端口阻抗法与电流信号、电压信号以及电弧图像 3 种识别电弧方法从 6 个方面进行比较,验证端口阻抗法的实用性和经济性。

## 1 考虑气流速度的端口阻抗模型

### 1.1 简单电弧模型

Cassie<sup>[12]</sup>和 Mayr<sup>[13]</sup>模型是最经典的数学模型,许多电弧数学模型均是对 Cassie 或 Mayr 模型中的参数进行改进而得到。在工频周期内,Cassie 模型和 Mayr 模型适用于不同的电流区域,因此有学者提出将两种电弧模型结合起来,搭建 Cassie-Mayr 联立模型,其电路结构如图 1 所示。

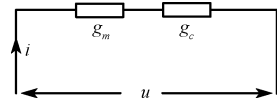


图 1 Cassie-Mayr 电弧模型电路结构

Fig. 1 Circuit structure diagram of Cassie-Mayr arc model

该联立模型将 Cassie 模型和 Mayr 模型的电阻各按照 50% 的贡献率相加作为最终电阻值,其数学表达式如下:

$$\begin{cases} \frac{dg_c}{dt} = \frac{1}{\theta_c} \left( \frac{u^2 g^2}{u_c^2 g_c} - g_c \right) \\ \frac{dg_m}{dt} = \frac{1}{\theta_m} \left( \frac{u^2 g^2}{P_{loss}} - g_m \right) \\ \frac{1}{g} = \frac{1}{g_c} + \frac{1}{g_m} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $g_c$ 为大电流区域的电弧电导; $\theta_c$ 为大电流区域的电弧时间常数; $u_c$ 为电弧电压梯度; $g_m$ 为小电流区域的电弧电导; $\theta_m$ 为小电流区域的电弧时间常数; $P_{loss}$ 为耗散功率常数; $u$ 为电弧瞬时电压; $g$ 为电弧瞬时电导。

在简单的 Cassie-Mayr 联立模型<sup>[14]</sup>中,电压梯度 $u_c$ 实际上不同的外部环境会导致参数呈现不同规律的变

化。因此,现基于高速列车运行时独有的高速气流讨论气流速度对电压梯度的影响,从而对电弧模型做出改进。

### 1.2 优化电弧模型

在现有电弧模型中,只有少数电弧模型涉猎气流速度与电压梯度间的联系,其中普遍认可的一种模型认为稳定燃弧时电弧电压梯度只与电弧长度有关、与电流无关,电压梯度与电弧长度成系数为正的成正比关系。经验值取比例系数  $Z$  为  $15 \text{ V/cm}$ ,因此有:

$$u_c = 15 \times L_{Arc} \quad (2)$$

式中:  $L_{Arc}$  为弧柱长度。

设受电弓—接触网在不同速度下的最大离线距离为  $d_{max}(v)$ , 根据现场实验数据<sup>[15]</sup>拟合得到:

$$d_{max}(v) = 4.571 \times 10^{-6} v^2 + 0.0238v - 0.1411 \quad (3)$$

考虑运行过程中离线最严重的情况,即认为  $L_{Arc} = d_{max}$ , 得出电压梯度的表达式如下:

$$u_c = 6.857 \times 10^{-5} v^2 + 0.357v - 2.117 \quad (4)$$

### 1.3 端口阻抗模型建立

常规电弧检测方法基本基于接触电流以及接触电压,但在高速列车实际运行情况下想要对接触电流和接触电压进行测量难度较大,成本较高,并且电弧在电压、电流等各种信号中隐蔽性较强,要进行正确的分类识别,复杂的高维特征提取和优化算法寻找最优参数必不可少。不仅如此当电弧燃烧现象不明显时,该工作的难度更大。为解决此等问题,本文提出了端口阻抗概念。将整个高速列车弓网系统等效成一个二端口网络,如图2所示。通过测量端口阻抗的方法对电弧进行识别。

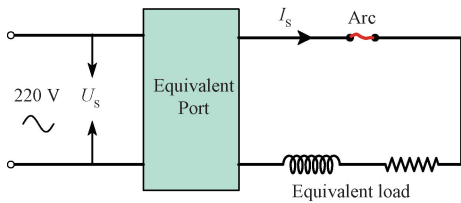


图2 等效端口网络模型

Fig. 2 Equivalent port network model

本文提出的电弧阻抗辨识方法并不依赖于对电弧电压的直接测量。由于弓网电弧位置随机、持续时间短,在高速列车实际运行环境中对电弧电压进行直接动态测量难度较大,工程可实施性较低。

基于端口网络理论,电弧的产生将引起弓网系统等效阻抗的突变,其影响将同时反映在端口电压和端口电流中。因此,本文通过对端口电压和电流进行同步测量,并进一步计算端口阻抗,实现对电弧特性的间接表征,从而避免了对电弧电压的直接测量需求。

该方法为后续弓网电弧的在线监测与在线辨识提供了可行思路,具有更高的工程适用性。

### 1.4 端口阻抗仿真及可行性分析

设稳定燃弧时单位长度电弧的阻抗值为  $Z_{unity}$ 。由于实际运行过程中对列车运行状态影响的不确定因素较多,为更好地进行仿真和实验验证,因此,考虑当列车负荷波动不大情况下,整个回路中阻抗近似可以表达如下:

$$\frac{U_s}{I_s} \approx Z_{load} + d_{max}(V) \cdot Z_{unity} \approx Z_{load} + (4.571 \times 10^{-6} v^2 + 0.0238v - 0.1411) \cdot Z_{unity} \quad (5)$$

式中:  $I_s, U_s$  为电弧发生时端口电压和电流;  $Z_{load}$  为负载的等效阻抗。

由式(5)可知,电弧发生后,整个回路的阻抗会发生变化,随速度增加而增加。回路阻抗无法直接测出,其值等于端口电压有效值除以端口电流有效值,下面统称为端口阻抗。端口阻抗计算时会同时叠加电压和电流特征,放大电弧的显著性。接下来,对于用端口阻抗识别电弧进行可行性分析。

通过 PSCAD 仿真得出电弧发生前后供电端口的瞬时电压和瞬时电流,再通过一个长度周期为  $N$  的滑动窗口求有效值,取  $[i, i+N]$  区间作为  $i$  点时刻的端口阻抗值,阻抗计算表达式如下:

$$\begin{cases} RMS = \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N x_i^2 \right]^{\frac{1}{2}} \\ Z_{RMS} = \frac{V_{RMS}}{I_{RMS}} \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $N$  是一个周期的离散采集点数;  $V_{RMS}, I_{RMS}$  和  $R_{RMS}$  分别是电压、电流和端口阻抗的有效值。

基于 PSCAD/EMTDC 搭建仿真平台,考虑列车实际运行过程气体流速的影响,部分程序如图3所示。

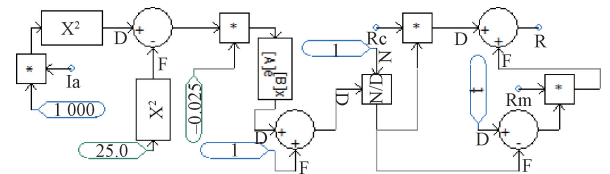


图3 部分电弧模型仿真

Fig. 3 Part of the arc model simulation diagram

根据式(5)对仿真数据做相应处理,结果如图4所示。

设定在  $0.2 \text{ s}$  发生故障,其中图4(a)是设定气流以  $166 \text{ km/h}$  速度线性增长的速度图,图4(b)和(c)是该情况下的电弧电阻和端口阻抗的波形。电弧未发生时,电弧电阻为  $0$ ,此时计算出的端口阻抗为  $2.5 \Omega$ ;电弧发生时,端口阻抗值发生波动,稳定在  $2.8 \Omega$  随风速增加而增加,  $100 \text{ km/h}$  时该值增加到了  $5.25 \Omega$ 。因此可以得出,

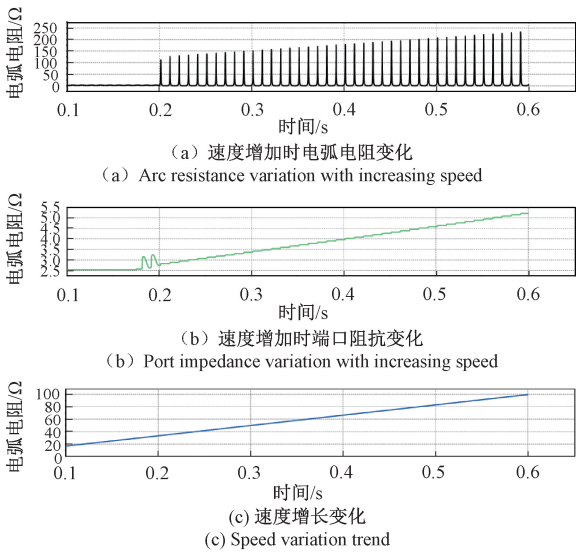


图 4 气流速度对阻抗的影响

Fig. 4 Effect of airflow velocity on impedance

以端口阻抗进行故障诊断在理论上可行。

## 2 实验模拟及验证

图 5 所示为实验平台结构。实验参数如表 1 所示。在机械部分,三相交流电机工作带动转盘旋转,碳滑板与转盘上镶嵌的金属导线相对运动来模拟弓网系统中受电弓-接触网的相对滑动。金属导线与碳滑板的相对速度受电机速度的调节而改变,用于模拟高铁列车的运行时速;转盘左下侧的音圈电机与碳滑板连接在一起用于增加、减少碳滑板与转盘之间的接触压力以模拟受电弓-接触网之间的压力,反映离线概率;在碳滑板的一侧还有单相电机带动的机械结构,该结构将电机的旋转运动转化为碳滑板整体结构的往复运动,用于模拟受电弓-接触网之间的“Z”形运动。

在原实验台的基础上,加上功率为 5 500 W 的可调

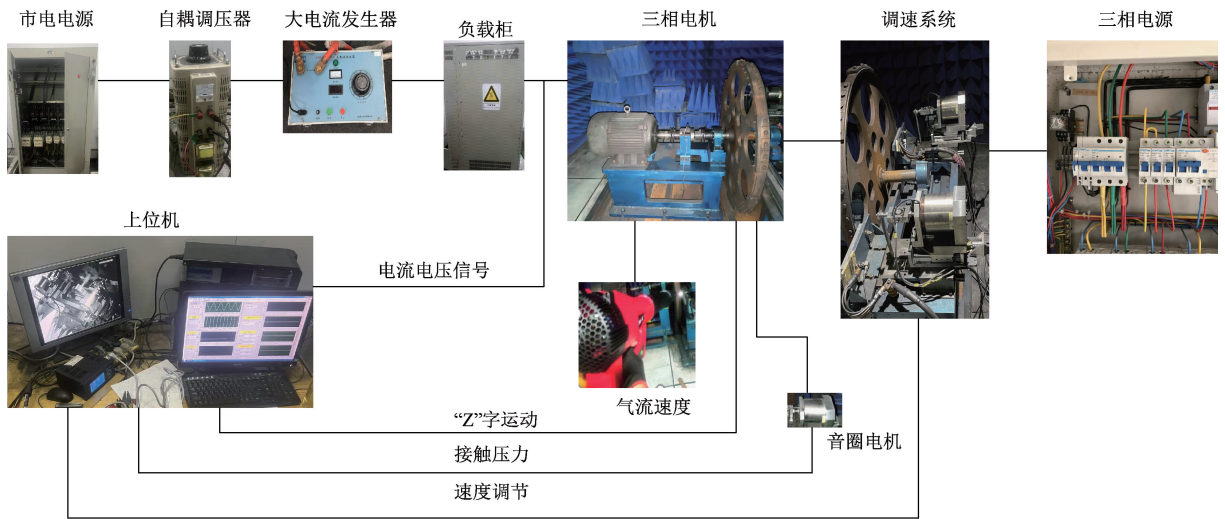


图 5 实验模拟平台

Fig. 5 Experimental simulation platform

表 1 实验参数设置

Table 1 Experimental parameter settings

参数	数值
回路电流/A	141.4
滑板往复速度/( $m \cdot s^{-1}$ )	0.2
接触压力/N	70
电压等级/V	AC 36
碳滑板-接触线相对速度/( $km \cdot h^{-1}$ )	100
鼓风机气流速度/( $km \cdot h^{-1}$ )	0/135.8

速鼓风机,使吹出的风向与电弧间隙垂直,模拟高速气流的横向吹弧状态。实验过程中,可以明显观察出高速气流对电弧状态的影响。

在信号传输部分,电压、电流互感器感应信号后,通过数据采集卡将感应信号转化为数字量,经 Modbus 通信将数据传给上位机,上位机显示并记录数据。

在控制部分,可以人为设定碳滑板相对滑动速度、气流速度、运行电流和接触压力。

为更加符合列车实际运行状态情况下端口阻抗的测量,设置实验平台接触压力 70 N、电流有效值 141 A 和速度等级 135.8  $km/h$ ,该数据包含了气流对电弧的影响,更贴近实际情况下的弓网电弧数据。采集正常和故障状态下的端口电压和电流数据如图 6 所示。

由图 6 可以看出,故障状态在电流过零附近有零休现象,端口电压也会有高频谐波的出现。将实际测得波

形按照式(5)求得端口阻抗如图7所示。

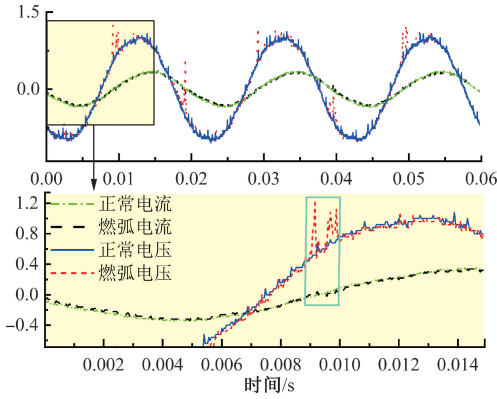


图6 正常和故障状态下的端口电压和电流  
Fig. 6 Port voltage and current under normal and fault conditions

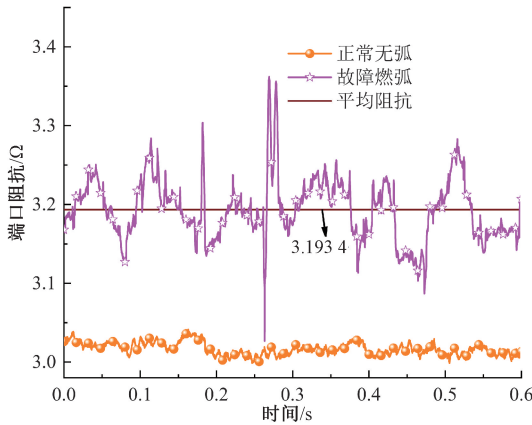


图7 正常与燃弧情况下端口阻抗  
Fig. 7 Port impedance under normal and arcing conditions

从图7可以看出,正常状态下的端口阻抗值比较稳定,幅值维持在3.02左右;而发生电弧后端口阻抗波动较大,平均值在3.1964左右,当考虑气流速度时,两种情况下的端口阻抗波形有明显的分界线。因此可以得出故障状态和正常状态在端口阻抗下转变为线性可分问题。

在实际高速铁路运行环境中,弓网系统周围存在较强的电磁干扰,对电压、电流信号的测量精度产生一定影响。针对该问题,本文方法在工程应用中可从如下3个方面降低干扰影响。

1) 在信号采集层面,通过电压、电流互感器进行隔离测量,并结合屏蔽布线和差分采样方式,有效抑制共模干扰。

2) 在信号处理层面,端口阻抗的计算基于一个周期滑动窗口内的有效值运算,相比瞬时信号对高频噪声不敏感,能够削弱电磁干扰对测量结果的影响。

3) 在特征层面,端口阻抗融合了电压和电流信息,相较单一电气量信号,电弧特征更加显著,对随机噪声具有更强的鲁棒性。

因此,即使在存在一定电磁干扰的实际运行环境下,端口阻抗仍能够保持较稳定的变化规律,满足工程应用需求。

### 3 DOA-SVM 电弧检测模型

#### 3.1 梦想优化算法

DOA<sup>[16]</sup>在有做梦经历的快速眼动睡眠期间,低频脑电波的功率降低,而高频脑电波的功率增加,这表明在做梦经历期间大脑的神经兴奋更大。

与其他优化算法类似,在初始化阶段,DOA 首先在搜索空间内生成一个随机种群作为初始种群,从而开始算法的优化过程。初始总体的计算公式如下:

$$x_i = x_l + rand \times (x_u - x_l) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式中: $n$  为个体数; $x_i$  是种群中第  $i$  个个体; $x_l$  和  $x_u$  分别表示搜索空间的下边界和上边界; $rand$  是一个  $dim$  为向量,每个向量是  $0 \sim 1$  之间的随机数。

1) 勘探阶段:

$$x_i^{t+1} = x_{best}^t \quad (8)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{best,j}^t + (x_{l,j} + rand \times (x_{u,j} - x_{l,j})) \times 0.5 \times (\cos(\pi \times \frac{t + t_{max} - t_d}{t_{max}}) + 1) \quad j = K_1, K_2, \dots, K_{kq} \quad (9)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{m,j}^{t+1}, & m \leq i \\ x_{m,j}^t, & i < m \leq n \end{cases}$$

$$j = K_1, K_2, \dots, K_{kq} \quad (10)$$

2) 记忆策略:

$$x_i^{t+1} = x_{best}^t \quad (11)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{best,j}^t + (x_{l,j} + rand \times (x_{u,j} - x_{l,j})) \times 0.5 \times (\cos(\pi \times \frac{t}{t_{max}}) + 1) \quad j = K_1, K_2, \dots, K_{kq} \quad (12)$$

3) 参数设置:

$$t_d = 0.9t_{max} \quad (13)$$

$$k_q = randi\left(\left[\frac{dim}{8 \times q}\right], \max\left\{2, \left[\frac{dim}{3 \times q}\right]\right\}\right) \quad q = 1, 2, \dots, 5 \quad (14)$$

$$k_r = randi\left(2, \max\left\{2, \left[\frac{dim}{3}\right]\right\}\right) \quad (15)$$

式(8)~(15)为 DOA 算法勘探,开发阶段数学模型以及参数设置。其中,  $t_d$  表示探索阶段最大迭代次数,  $t$  为当前迭代次数,  $t_{max}$  为最大迭代次数;  $x_{best,j}^t$  表示在迭代  $t$  时最佳位置,  $x_{i,j}^{t+1}$  表示第  $i$  个个体在迭代  $t+1$  时的在第  $j$  维的位置,  $x_{u,j}$  和  $x_{l,j}$  分别是第  $j$  维搜索空间上界和下界;

$m$  是每个维度更新在  $[1, n]$  范围内随机选择的自然数;  $rand$  表示  $0 \sim 1$  之间的随机数, 各组记忆能力的不同意味着遗忘维度的数量不同, 用参数  $K_1, K_2, K_3, K_4, K_5$  表示。因此, 首先将每个个体的位置重置为之前迭代中该组中最佳个体的位置, 然后从  $dim$  维度中随机选择  $K_{kq}$  维度, 记为  $K_1, K_2, \dots, K_{kq}$ , 并更新这些维度中的位置, 其中  $q = 1, 2, 3, 4, 5$  表示组号;  $k_q$  和  $k_r$  分别表示探索阶段  $q$  组的遗忘维度数和开发阶段遗忘维度数。

电弧发生是瞬时性故障, 因此及时准确的识别电弧故障尤为重要。机器学习轻量化, 并且能够在嵌入式系统运行, 考虑到产品的实现和识别速度, 本文选择 DOA 优化 SVM 作为弓网电弧诊断的识别算法。

### 3.2 SVM

SVM<sup>[17]</sup> 是一种广泛用于分类和回归问题的监督式学习算法。它以其效率、高精度、稳健性、良好的可解释性和适应性而闻名。其核心思想是将输入数据映射到高维特征空间, 然后在该空间中找到最佳超平面, 以分离来自不同类别的样本, 同时最大化超平面与最近数据点之间的距离。鉴于 SVM 优异的分类性能, 本文采用它作为电弧故障检测的识别模型, 选择当前特征进行分类和识别。

正确判别故障的基础上应尽量降低识别时间, 由于新提出的端口阻抗在两种状态下有明显分界线, 并且为减轻嵌入式运行代码时的计算压力, 本文选择一个周期内最大值、平均值和方差作为识别特征。

最大值计算公式如下:

$$x_{\max} = \max[x_i \sim x_{i+N-1}] \quad (16)$$

平均值计算公式如下:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{j=i}^{i+N-1} x_j}{N} \quad (17)$$

方差计算公式如下:

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{j=i}^{i+N-1} (x_j - \bar{x})^2}{N} \quad (18)$$

### 3.3 数据选择和识别

选取高速气流状态下有故障和正常状况的数据样本各 500 例, 按照 8 : 2 分配训练集和测试集。DOA 在空间中的位置等价于 SVM 模型所需优化的参数  $C$  和  $\gamma$ , 根据 DOA-SVM 的优化结果, 建立识别模型, 并将 200 例未参与训练的正负均衡样本作为测试集代入上述模型, 测试结果如图 8 所示。

图 8 中, 0、1 分别代表正常运行状态和电弧故障状态, 可以看出, 正常运行状态识别率 100%, 故障状态识别率 99%, 总体识别率为 99.5%, 由此可见端口阻抗这一数据能够准确区分故障和正常状态。

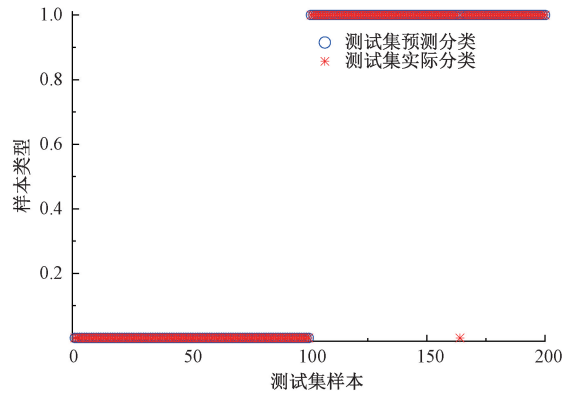


图 8 端口类数据测试结果

Fig. 8 Model test results

### 3.4 与其他方法对比

分析了端口阻抗在识别电弧故障方面的优势, 接下来从多个方面将端口阻抗与几种常见的电弧故障识别方法进行比较。通过电弧电流<sup>[18]</sup>、电弧电压<sup>[19]</sup>和电弧图像<sup>[20]</sup>识别电弧故障是一种常用方法。本文将把端口阻抗的优缺点与 3 种方法进行比较, 将从 6 个方面对识别电弧故障进行综合评估。本文并未简单地根据识别准确性来评估该方法的有效性, 使用不同的特征类别、算法模型和数据, 以及对处理器性能和识别时间的不同要求, 可能会产生准确性的差异。因此, 本文全面研究了 6 个方面, 并通过分数值评估了识别方法的优缺点。

以电弧电流识别故障法为例, 从 6 个方面评估该方法的难度值, 最后计算出总难度值。评估过程如图 9 所示。这 6 个方面包括故障信号和正常信号的区分难度、信号获取的难度、达到 90% 以上精度的算法要求、准确率超过 90% 的特征值选择要求、所需的原始信号类型数量以及对处理器的性能要求。每个方面的难度级别将分为高、中、低 3 个区间, 对应的分数分别为 3、2、1。分数越高, 实现故障诊断的难度就越大。

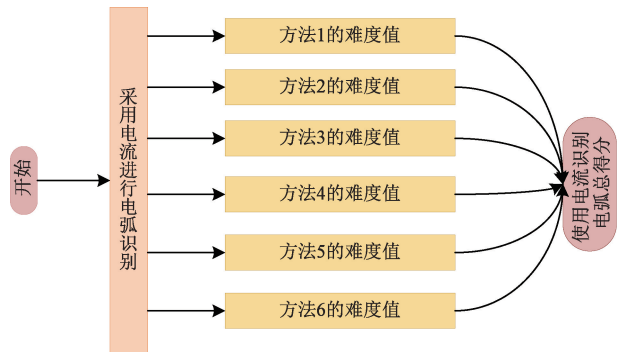


图 9 评估方式流程

Fig. 9 Flowchart of the evaluation method

本文将 3 种传统的电弧识别方法(电弧电流、电弧电压和电弧图像)与所提出的端口阻抗识别方法进行了比较。每种方法的识别过程如图 10 所示。表 2 为各种识别方法在各个方面的得分。从垂直角度来看,图像识别的难度明显最高,说明通过图像识别电弧故障相对具有挑战性。相反,端口阻抗的难度得分最低,表明通过端口阻抗识别电弧故障是最低的。为了更清晰地显示难度值的分布,如图 11 所示。

表 2 各方法得分情况

Table 2 Scoring results of different methods

识别方法	电弧 电流	电弧 电压	电弧 图像	端口 阻抗
区分故障信号和正常信号的难度	2	2	2	1
信号获取难度	1	3	3	1
实现超过 90% 准确率的算法要求	2	2	3	1
特征值选择准确率超过 90%要求	3	3	2	0
所需的原始信号类型数量	1	1	1	2
处理器的性能要求	2	2	3	1
总分	11	13	14	6

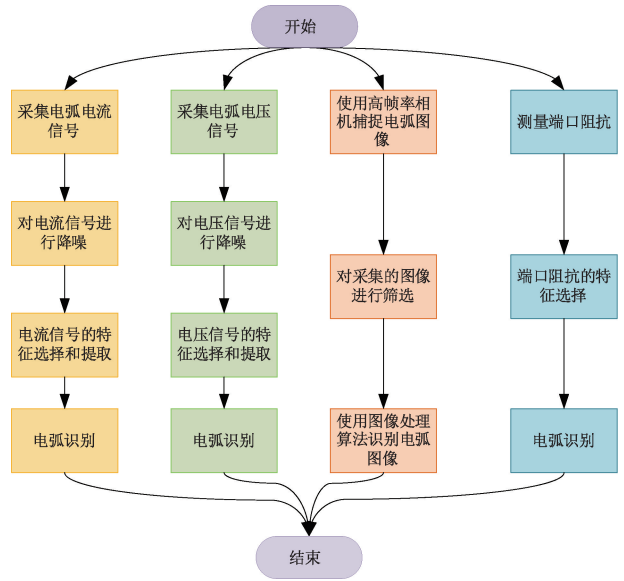


图 10 各方法识别过程

Fig. 10 Identification processes of different methods

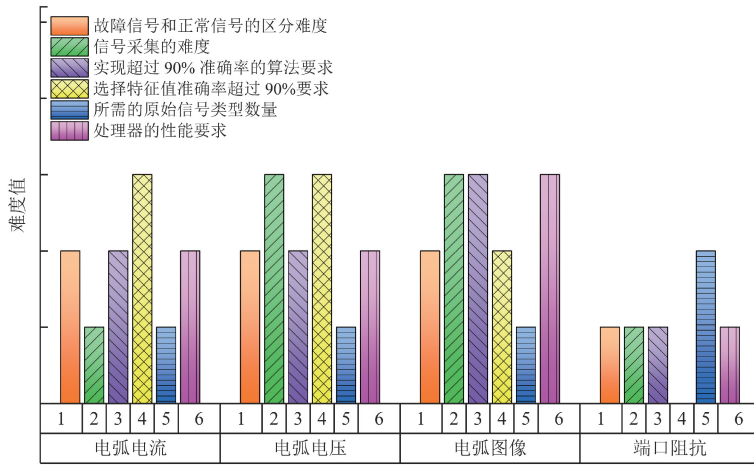


图 11 各方法难度值分布

Fig. 11 Difficulty score distribution of different methods

由图 11 可以看出,当使用电弧电流作为原始信号来诊断电弧故障时,观察到故障信号与正常信号之间的高度相似性。在这种情况下,特征值类型的选择变得至关重要,直接决定识别的准确性。当使用电弧电压作为诊断电弧故障的原始信号时,特性值的选择仍然非常关键。然而,由于电弧位置的不确定性,获得准确的电弧电压数据带来了挑战。这也是大多数电弧识别使用电流信号的原因。此外,当使用电弧图像作为电弧故障诊断的原始信号时,获得这些图像被证明是具有挑战性的。此外,图像识别需要更复杂的算法,对处理器性能要求很高。使用端口阻抗识别电弧时,除了需要电压和电流信号外,其他 5 个方面的难度值都相对较低,尤其是在特征值提取

方面。该方法大大优于其他 3 种电弧识别方法。

## 4 结论

为解决列车实际运行过程中测量电压电流等方法识别电弧复杂度高,以及识别电弧图像的经济较高的问题,提出了一种基于端口阻抗识别弓网电弧的方法。首先,将弓网系统等效成二端口网络并计算端口阻抗,同时,为了更加符合列车实际运行情况,考虑气流速度对电压梯度的影响进而优化端口阻抗的模型。然后,利用 PSCAD/EMTDC 仿真软件以及弓网电弧实验模拟平台对优化的电弧模型进行可行性分析。其次,利用理想优化

算法优化支持向量机对电弧的端口阻抗进行识别,识别准确率 99.5%。验证了算法在端口阻抗识别的可行性。最后,将端口阻抗测量电弧方法从 6 个综合指标方面与其他常见 3 种方法进行对比,端口阻抗综合得分较其他 3 种方法得分最低,具有实用性和经济性。本文提出的基于端口阻抗的弓网电弧识别方法,仅依赖常规电压、电流采样信号,不需要额外的高速摄像设备或复杂传感器,具备较好的工程实现条件。仿真与实验结果表明,在考虑高速气流影响的条件下,电弧发生前后端口阻抗变化明显,故障状态与正常状态在特征空间中呈现良好的可分性。基于 DOA-SVM 构建的识别模型在实验数据上的总体识别率达到 99.5%,验证了所提方法在准确性和稳定性方面均达到了预期研究目标。综合实验结果与方法特点分析,本文所提出的端口阻抗识别方法具备进一步向在线监测和实际工程应用推广的潜力。后续研究将重点结合现场运行数据,对算法的实时性与长期稳定性进行进一步验证。

### 参考文献

- [ 1 ] 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.
- [ 2 ] WEI W, LIANG C, YANG Z, et al. A novel method for detecting the pantograph-catenary arc based on the arc sound characteristics [ J ]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit*, 2019, 233(5):506-515.
- [ 3 ] HUANG S, CHEN W, SUN B, et al. Arc detection and recognition in the pantograph-catenary system based on multi-information fusion [ J ]. *Transportation Research Record*, 2020, 2674(10):229-240.
- [ 4 ] YAN Y, LIU H, GAN L, et al. A novel arc detection and identification method in pantograph-catenary system based on deep learning [ J ]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1):3511.
- [ 5 ] LIU Y, QUAN W, LU X, et al. A novel arcing detection model of pantograph-catenary for high-speed train in complex scenes [ J ]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72:1-13.
- [ 6 ] 李斌,舒嘉辉,严灵潇,等.改进黑翅鸢算法的 1D-2D-GAF-PCNN-GRU-MSA 弓网电弧检测应用 [ J ]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(10):201-211.  
LI B, SHU J H, YAN L X, et al. 1D-2D-GAF-PCNN-GRU-MSA pantograph arc detection application based on improved black-winged kite algorithm [ J ]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(10):201-211.
- [ 7 ] 王智勇,郭凤仪,冯晓丽,等.基于电流信号特征的弓网电弧识别方法 [ J ]. *电工技术学报*, 2018, 33(1):82-91.  
WANG ZH Y, GUO F Y, FENG X L, et al. Arc recognition method for bow network based on current signal characteristics [ J ]. *Journal of Electrical Engineering Technology*, 2018, 33(1):82-91.
- [ 8 ] 李斌,娄璟,杜典松.基于 SOA-SVM 的弓网电弧识别方法 [ J ]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(10):83-91.  
LI B, LOU J, DU D S. A method for arc recognition of bow network based on SOA-SVM [ J ]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(10):83-91.
- [ 9 ] 李斌,阎宇宇.基于 GAF-CNN 的弓网电弧识别方法研究 [ J ]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(1):188-195.  
LI B, YAN J Y. Research on arc recognition method of bow net based on GAF-CNN [ J ]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(1):188-195.
- [ 10 ] 董琦.基于改进 MobileNet-SSD 弓网燃弧检测与识别模型的研究 [ D ]. 大连:大连交通大学, 2023.  
DONG Q. Research on arc detection and recognition model based on improved MobileNet-SSD for bow net [ D ]. Dalian: Dalian Jiaotong University, 2023.
- [ 11 ] 于晓英,苏宏升.基于 PMT 电压一次积分值的城轨弓网电弧检测系统 [ J ]. *铁道学报*, 2019, 41(9):51-58.  
YU X Y, SU H SH. Detection system for arc in urban rail catenary based on the first integral value of PMT voltage [ J ]. *Journal of the Railway*, 2019, 41(9):51-58.
- [ 12 ] 张彪,周申培,吴细秀,等.配电网间歇性重燃电弧模型的建立与断续弧光接地故障特征分析研究 [ J ]. *电网技术*, 2024, 48(5):2207-2217.  
ZHANG B, ZHOU SH P, WU X X, et al. Establishment of an intermittent arc model of distribution networks and research on the characteristics of intermittent arc ground faults [ J ]. *Electric Power Technology*, 2024, 48(5):2207-2217.
- [ 13 ] 乔凯,刘文正,张坚,等.基于改进 Mayr 模型的弓网离线电弧仿真分析 [ J ]. *铁道标准设计*, 2018, 62(5):138-142.  
QIAO K, LIU W ZH, ZHANG J, et al. Simulation analysis of arc in bow-network based on improved Mayr model [ J ]. *Railway Standard Design*, 2018, 62(5):138-142.
- [ 14 ] 雷栋,张婷婷,段绪伟,等.列车运行速度对弓网电弧电气特性的影响研究 [ J ]. *铁道学报*, 2019, 41(7):50-56.  
LEI D, ZHANG T T, DUAN X W, et al. Research on

- the influence of train running speed on the electrical characteristics of pantograph arc[J]. Journal of the China Railway Society, 2019, 41(7):50-56.
- [15] 陈旭坤, 曹保江, 刘耀银, 等. 高速气流场下列车弓网电弧动态模型[J]. 高电压技术, 2016, 42(11):3593-3600.  
CHEN X K, CAO B J, LIU Y Y, et al. Dynamic model of train pantograph arc under high-speed airflow field[J]. High Voltage Technology, 2016, 42(11):3593-3600.
- [16] LANG Y, GAO Y. Dream optimization algorithm (DOA): A novel metaheuristic optimization algorithm inspired by human dreams and its applications to real-world engineering problems[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2025, 436:117718.
- [17] 蔡佳成, 高洪鑫, 王智勇, 等. 变频器负载回路串联故障电弧检测及选线方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(7):247-256.  
CAI J CH, GAO H X, WANG ZH Y, et al. Fault detection and line selection method of series arc fault in frequency converter load circuit[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(7):247-256.
- [18] 卢静雅, 翟术然, 张兆杰, 等. 基于电流模式分解的非入户式故障电弧识别[J]. 电力科学与技术学报, 2022, 37(6):206-211.  
LU J Y, ZHAI SH R, ZHANG ZH J, et al. Non-intrusive fault arc identification based on current mode decomposition[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2022, 37(6):206-211.
- [19] 王玮, 徐丙垠, 邹国锋, 等. 基于电压特征能量的低压交流串联电弧故障检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(19):81-93.  
WANG W, XU B Y, ZOU G F, et al. Low-voltage AC series arc fault detection method based on voltage feature energy[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(19):81-93.
- [20] 何卫隆, 王平, 张爱华, 等. 基于目标检测的焊接电弧形态在线定量检测[J]. 浙江大学学报(工学版), 2023, 57(9):1903-1914.  
HE W L, WANG P, ZHANG AI H, et al. Online quantitative detection of welding arc morphology based on object detection[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2023, 57(9):1903-1914.

### 作者简介



**李斌**, 分别在 2003 年、2006 年和 2012 年于辽宁工程技术大学获得学士学位、硕士学位和博士学位。现为辽宁工程技术大学副教授, 主要研究方向为电接触理论及应用、智能电器与智能电网技术。

E-mail: 25992816@qq.com

**Li Bin** received his B. Sc. degree in 2003, M. Sc. degree in 2006, and Ph. D. degree in 2012 from Liaoning Technical University, respectively. Now he is an associate professor in Liaoning Technical University. His main research interests include electrical contact theory and application, intelligent appliances and smart grid technology.



**舒嘉辉**(通信作者), 2023 年于辽宁工程技术大学获得学士学位。现为辽宁工程技术大学硕士研究生, 主要研究方向为电接触理论及应用、智能电器与智能电网技术。

E-mail: 1043069285@qq.com

**Shu Jiahui** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2023. Now he is a M. Sc. candidate in Liaoning Technical University. His main research interests include electrical contact theory and application, intelligent appliances and smart grid technology.