

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312296

# 基于电源端电压的电动汽车电弧故障检测\*

刘艳丽, 杨贺允, 刘乙雁, 崔诗森, 王 浩

(辽宁工程技术大学电气与控制工程学院 葫芦岛 125105)

**摘 要:**当电动汽车主电路的电气接触点接触不良时,极易产生电弧故障,直接威胁车内人员的生命安全。论文提出了一种基于自定义差分阈值滤波-分段最大值标准化-统计数值规律的电弧故障检测方法。首先围绕真实电动汽车吉利帝豪 EV450 搭建了电动汽车电弧故障实验平台,开展了电动汽车在不同工作模式下的电弧故障实验。然后以电源端电压为对象,对信号进行小波分解,对小波分解得到的低频系数进行自定义差分阈值滤波和分段最大值标准化。最后统计标准化后数据相同值个数,并通过阈值法检测串联型电弧故障。论文对模型样本长度、差分阈值比例、最大值标准化分段数、预处理方法选择等进行了深入分析,并对参数进行了优化设置,进一步提升模型性能。结果表明,所建模型对电动汽车电弧故障检测准确率为 98.35%,且实时性较好。通过对模型进行泛化性分析、算法时间复杂度分析及与其他电弧故障检测模型对比分析,证明论文所建模型对电动汽车电弧故障检测具有较好的适用性。

**关键词:**电动汽车;电弧故障;自定义差分阈值滤波;分段最大值标准化;统计数值规律

**中图分类号:** TM501.2 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

## Arcing fault detection in electric vehicles based on power supply terminal voltage

Liu Yanli, Yang Heyun, Liu Yiyan, Cui Shimiao, Wang Hao

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

**Abstract:** When the electrical contact points of the main circuit of an electric vehicle have poor contact, it is extremely easy to generate arc faults, directly threatening the life safety of the occupants. This paper proposes an arc fault detection method based on Customized differential threshold filtering, segmented maximum standardization, and statistical numerical rules. Firstly, an electric vehicle arc fault experimental platform was built around the real electric vehicle Geely Emgrand EV450, to conduct arc fault experiments under different working modes. Then, taking the power supply terminal voltage as the object, the signal is subjected to wavelet decomposition. The low-frequency coefficients obtained from wavelet decomposition were subjected to Customized differential threshold filtering and segmented maximum value standardization. Finally, the number of identical values in the normalized data was counted, and series arc faults were detected using a threshold method. The paper conducted in-depth analysis of the model's sample length, differential threshold ratio, number of segments in maximum normalization, and preprocessing method selection, optimizing the parameters to further improve the model performance. The results show that the accuracy of the constructed model for detecting electric vehicle arc faults is 98.35%, with good real-time performance. Through generalization analysis, algorithm time complexity analysis, and comparative analysis with other arc fault detection models, it is proven that the proposed model has good applicability for arc fault detection in electric vehicles.

**Keywords:** electric vehicles; arc faults; customized differential threshold filtering; segmented maximum value standardization; statistical numerical laws

## 0 引言

双碳目标背景下,以电动汽车为代表的新能源汽车越来越受到人们的青睐。在电动汽车的运行中,串联型故障电弧是一个重要的安全隐患,可能导致火灾和电池系统损坏,直接威胁乘客的生命财产安全。目前实际电动汽车仍缺少有效的串联型电弧故障检测手段。

Xia等<sup>[1]</sup>基于加窗傅里叶变换和支持向量机完成对直流电弧故障的预检测,可以有效地减少的误检率。刘艳丽等<sup>[2]</sup>基于改进的轻量化卷积神经网络,实现电动汽车串联型电弧故障的检测和选线。Shaffer等<sup>[3]</sup>基于Hurst指数的对纯电动、混合动力汽车以及直流配电系统中的串联电弧故障进行检测,并成功构建了在线检测模型。Emrani等<sup>[4]</sup>基于随机森林算法完成对48V汽车电气系统中的串联电弧检测,检测准确率较高。

文献[1-4]均基于模拟实验完成电弧故障检测,实际电动汽车电源电压远高于实验系统,所提方法未必适用于真实电动汽车电弧故障检测。

Miao等<sup>[5]</sup>提出了一种基于改进的经验模态分解和支持向量机的串联电弧故障检测方法,该方法可以在多种条件下提取电弧特征。Cai等<sup>[6]</sup>提出了一种基于优化变分模态分解和支持向量机的检测方法,可以准确识别光伏系统中串联电弧和并联电弧故障。唐圣学等<sup>[7]</sup>针对光伏发电系统中直流故障电弧特征微弱的问题,提出了一种基于电流小波能量熵和极限学习机的电弧故障检测方法。Ahn等<sup>[8]</sup>利用周期特征和零范围密度分析来区分系统噪声和电弧噪声,提出了一种基于噪声模式分析的光伏系统串联电弧故障检测方法。Chen等<sup>[9]</sup>通过多输入卷积神经网络结合归一化、汉克尔奇异值分解,以时域和频域信号特征作为输入,能准确检测电弧故障,抗扰性和泛化性较好。

文献[5-9]均为光伏系统电弧故障检测方法,因电路结构和负载类型不同,未必适用于电动汽车电弧故障检测。

Jiang等<sup>[10]</sup>提出了基于光谱特征的时间序列重构方法,提高了多负载电路中交流串联电弧故障检测的准确性和泛化性。Gao等<sup>[11]</sup>利用经验小波变换和吸引子轨迹矩阵分析,能准确检测带逆变电路的三相电机中的串联电弧故障,并具有抗干扰能力和广泛适用性。Zhang等<sup>[12]</sup>通过多级离散小波变换来捕捉电流信号的细节特征,并将这些特征转换为相空间图像,输入到ResNet中完成分类识别。崔芮华等<sup>[13]</sup>采用相空间重构和主成分分析技术,实现了电弧故障的无监督在线检测和负载分类。Meng等<sup>[14]</sup>针对家用电器负载特性干扰下的多分支电路电弧故障检测问题,提出了一种结合改进的自适应噪声完备集合经验模态分解算法和

Boruta与轻量级梯度提升机算法的电弧故障检测方法,并实现了在树莓派上的高精度检测和快速响应。张婷等<sup>[15]</sup>通过将电流信号转换为二维图像,并应用自归一化的卷积神经网络来捕捉电弧信号的关键特征,随后利用全连接层识别串联电弧故障。Hu等<sup>[16]</sup>提出了一种结合连续小波变换和通道阈值深度残差收缩网络的检测方法,通过数据增强构建数据集,实现了家庭配电系统高精度的电弧故障检测。Zhang等<sup>[17]</sup>提出了一种结合Morlet小波分析和小样本数据集伽马变换正则化方法,通过将电流信号特征矩阵转换为图像并利用ResNet50神经网络,有效的避免了过拟合问题。Wang等<sup>[18]</sup>基于卷积神经网络设计轻量级模型,通过等距映射和瓶颈结构实现快速、准确的串联电弧故障检测,并将模型部署于嵌入式设备。

文献[1-18]在电弧故障检测方面做出较大贡献,但存在以下问题:

1) 大多检测方法基于电流信号检测电弧故障,但电流信号受到负载类型变化、阻抗变化等因素的影响较大,将增加电弧故障检测的难度。

2) 基于机器学习或深度学习的检测方法需要通过大量的样本训练网络模型,且计算资源占用较高。

3) 深度学习模型是黑盒模型,难以解释电弧故障判断依据。

针对以上问题,论文开展基于电源端电压的真实电动汽车串联电弧故障检测方法,论文的主要学术贡献和创新点如下:

1) 论文以吉利EV450电动汽车为基础,搭建电动汽车电弧故障检测平台,实验分析实际电动汽车永磁同步电机支路发生电弧故障情况。

2) 论文提出了一种自定义差分阈值滤波-分段最大值标准化-统计数值规律的电弧故障检测方法,该检测方法占用计算资源较少,更利于提高电动汽车电弧故障检测的实时性。

3) 论文通过小波分解和自定义差分阈值滤波,降低了电动汽车独有干扰信号对故障特征提取的影响。

## 1 电弧故障实验

### 1.1 实验系统设计

论文基于吉利帝豪EV450电动汽车实际车辆,搭建了一个电动汽车电弧故障实验平台,如图1所示。为简化分析,图1仅保留了实车的主电路。其中空调的制冷系统主要由压缩机和冷凝器组成,而制热主要由鼓风机与加热器完成。实验所用电弧故障发生器如文献[2]所示,系统正常工作时两个电极可靠接触。通过音圈电机拖动移动电极使动静电极分离产生连续性电弧,模拟电

电动汽车在不同工作情况下产生故障电弧情况。论文其他实验设备参数如表1所示,本文的采样频率为60 kHz。

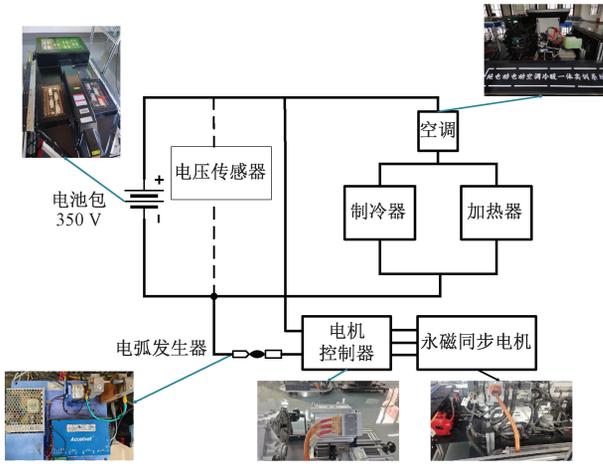


图1 实验电路图

Fig. 1 Experimental circuit diagram

表1 实验设备参数

Table 1 Experimental equipment parameters

实验设备	具体参数
直流电源	DC346V
永磁同步电机	TZ220XS503
电机控制器	INVCON2. 3-CN
电压传感器	LHB500V5VT1
数据采集卡	USB3200

### 1.2 实验方案设计

实验时将电弧发生器串联在电机控制器出线端用于模拟电机支路发生串联型电弧故障情况。具体实验方案如表2所示。制热时将温度控制旋钮调至最高32℃,同时将鼓风机风量调至最大。制冷时将温度控制旋钮调至最低16℃。

表2 实验方案

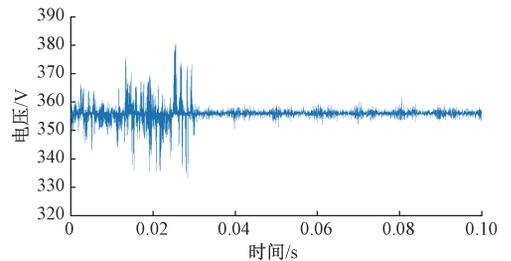
Table 2 Experimental program

组别	工作模式	电动汽车速度/(km·h <sup>-1</sup> )	工作状态
1~5	运行	10, 20, 40, 60, 80	正常
6~10	运行	10, 20, 40, 60, 80	故障
11~15	运行中制热	10, 20, 40, 60, 80	正常
16~20	运行中制冷	10, 20, 40, 60, 80	正常
21~25	持续加速	10~80	正常
25~30	持续减速	80~10	正常

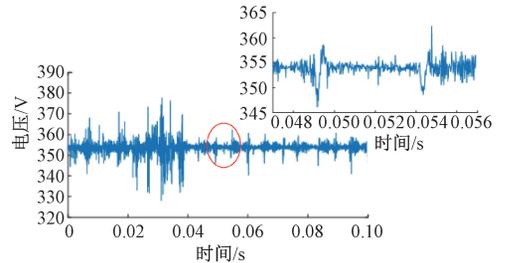
### 1.3 实验结果分析

以电动汽车速度为20 km/h时的电源端电压波形为

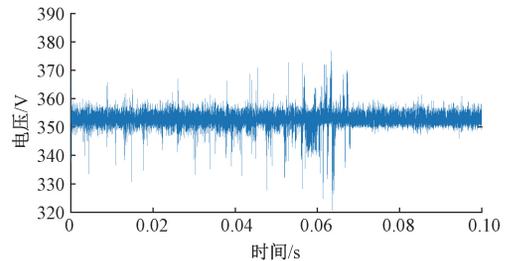
例,分别从第2、第7、第12、第17组实验数据中截取6 000个时间序列点生成图2(a)~(d)所示实验波形。可以看到无论是正常运行还是电弧故障,都会出现长时间的脉冲干扰,这是因为电动汽车在工作时电机控制器会发送特定频率或模式的脉冲信号用于位置、速度或电流反馈控制,以确保电机按预期方式运行。这些脉冲信号通过线路反馈在电源端表现为一种特定频率、特定幅值的波形。



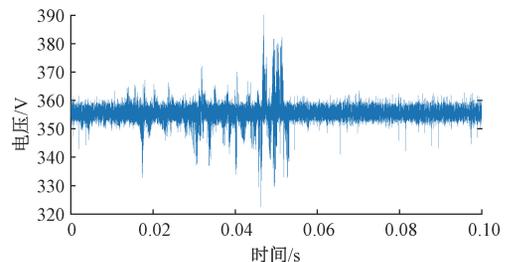
(a) 单电机, 20 km/h, 正常运行  
(a) Single motor, 20 km/h, normal operation



(b) 单电机, 20 km/h, 电弧故障  
(b) Single motor, 20 km/h, arc fault



(c) 单电机, 20 km/h, 制热  
(c) Single motor, 20 km/h, heating



(d) 单电机, 20 km/h, 制冷  
(d) Single motor, 20 km/h, refrigeration

图2 电动汽车不同工况下电源端电压波形

Fig. 2 Power supply terminal voltage waveforms under different operating conditions of electric vehicles

电动汽车在4种不同的工作模式下未受到脉冲干扰

时,电源端电压幅值均会产生约 10 V 的不规则波动。同时可以看到制冷和制热两种工作模式相较于单电机运行时,电源端电压波动频率明显升高,主要因为这两种工作模式下工作负载发生变化,并且制冷模式工作时,压缩机在启动和运行过程中产生的电磁干扰也会进一步影响电源端电压波形的稳定性。

由图 2(b)可知,电动汽车发生串联型故障电弧时电源端电压会出现多个先降低后升高的脉冲,这是因为电弧的存在会使电机反复的经过“启动-停止-启动”这个过程,存在超过正常运行电流数倍的电机起动电流。并且由于电机之前存在一定的转速,因此此时的尖峰电流略小于启动电流,电流增加,由于负阻性,弧隙电压应该下降,同时电磁转矩增加,使转速迅速增加,反作用于电流,使电流以一种极快速度降低,由于电机呈电感性,电弧电压增加,电弧趋于熄灭。而一旦电弧电压上升到一定值,弧隙被击穿导通,电流重新显著上升,完成一次循环。电弧电压的升高与降低将会直接反映到电源端电压。

## 2 模型的建立

### 2.1 数据预处理

#### 1) 小波分解

由图 2 可知,很难通过直接观察实验结果发现电弧故障,考虑电源端电压信号较复杂,因此通过对其频域分析提取信号特征。对燃弧前后电源端电压进行快速傅里叶变换。如图 3 所示,在 0~2 kHz 内故障电弧频谱幅值与正常相差较大,考虑到计算速度和硬件部署,论文使用离散小波变换进行 4 层分解提取数据低频分量小波系数,此部分包含 0~1 875 Hz 内的频谱信息。对图 2(a)、(b) 信号进行 4 层小波分解提取的低频分量如图 4 所示,此操作既保留了数据基本的低频故障特征又滤除大多数高频干扰。

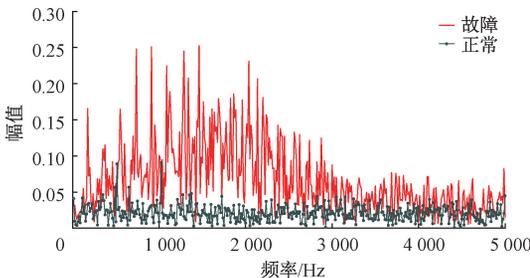


图 3 故障和正常样本频谱图

Fig. 3 Spectrogram of faulty and normal samples

#### 2) 自定义差分阈值滤波

由图 4 所示可以发现,提取的低频小波系数仍存在一些电子噪声等低频干扰无法滤除。论文采用自定义差分阈值滤波方法继续对电源端电压进行处理,该方法基

于前一个滤波后值的特定比例设置为差分阈值,论文将这个特定比例称为差分阈值比例,并根据其他差分与差分阈值的比较结果来更新其他滤波后的值。具体过程如图 5 所示。

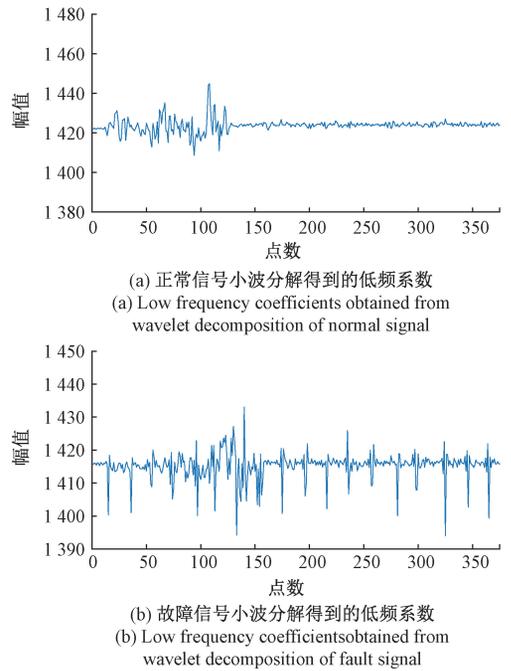


图 4 四层小波分解得到的低频系数

Fig. 4 Low-frequency coefficients obtained from four-layer wavelet decomposition

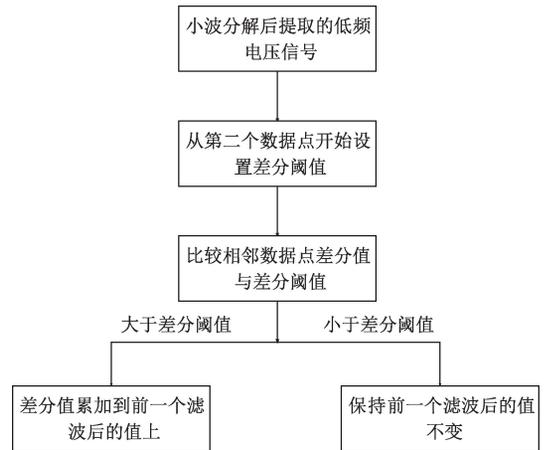


图 5 自定义差分阈值滤波

Fig. 5 Customized differential threshold filtering

如果差分较大,则说明当前数据点可能包含噪声或异常值,因此对其继续滤波。如果差分较小,则说明当前数据点与前一个数据点相似,可以认为是平稳信号的一部分,因此保持滤波后的值不变。通过这种自定义差分阈值滤波方法,能够有效地去除信号中的噪声,并保

留信号的关键信息。如图6所示,对图2(a)、(b)得到的低频信号进行自定义差分阈值滤波,大部分低频噪声已经滤除。

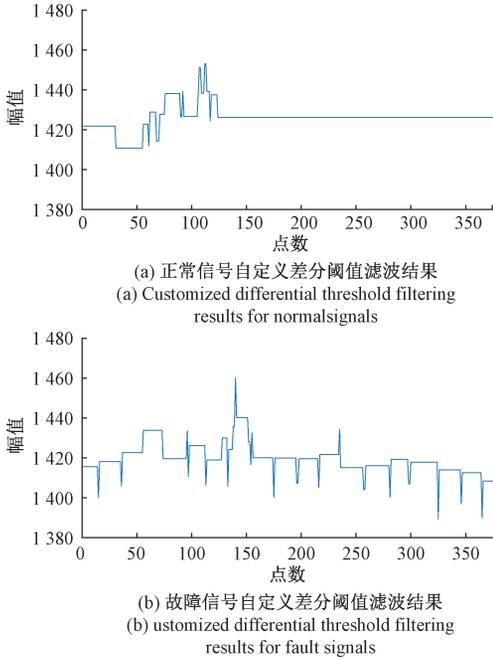


图6 自定义差分阈值滤波结果

Fig.6 Customized differential threshold filtering results

3) 分段最大值标准化

由于信号的自定义差分阈值滤波结果基本集中在 1 400~1 460,计算资源占用较大,同时数据长度较长,因此论文采用分段最大值标准化的方法对数据进行标准化处理,包括以下两步:

(1) 将给定序列  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  均分成  $N = \frac{n}{\tau}$  段,

把  $N$  段序列拼成式(1) 所示矩阵。

$$\begin{bmatrix} x_1 & x_{\tau+1} & \dots & x_{n-\tau+1} \\ x_2 & x_{\tau+2} & \dots & x_{n-\tau+2} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_\tau & x_{2\tau} & \dots & x_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

(2) 为极大程度的保留数据变化趋势,取矩阵每一列最大值  $Z(i)$ ,把  $Z(i)$  的平均值、标准差作为给定序列的平均值  $\mu$ 、标准差  $\delta$ 。根据得到的平均值  $\mu$  和标准差  $\delta$  对给定序列进行 Z-score 标准化,将原始数据转换为均值为 0、标准差为 1 的标准正态分布形式,且为了避免数据标准化的过程中因标准差  $\delta$  过小或为零而产生的计算问题,在分母上添加一个很小的偏移  $\varepsilon$ 。论文将偏移量设置为  $10^{-3}$ ,具体如式(2)。

$$y(i) = \frac{Z(i) - \mu}{(\delta + \varepsilon)} \quad (2)$$

对图2(a)、(b)实验数据进行小波分解、自定义差分阈值滤波后,将分段数设置为 30 时的分段标准化后波形如图7所示。图7中正常2~4为不同时刻截取单电机正常运行时实验数据分段标准化后的结果,图7中正常1和故障对应图2(a)、(b)信号分段标准化的结果。

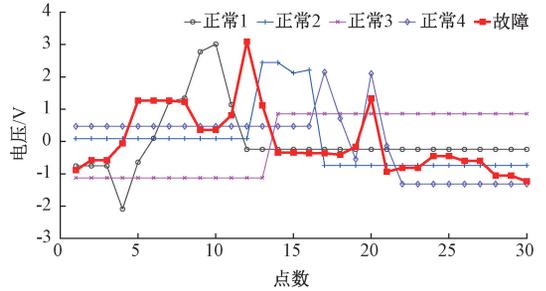


图7 分段数为 30 时标准化后波形

Fig.7 Normalized waveform with 30 segments

2.2 基于统计数值规律电弧故障检测模型

通过观察图7可以发现,对信号进行分段标准化后,电动汽车正常运行时会出现连续一段时间幅值不变的情况,因对正常信号的截取位置不同,导致干扰信号对电压波形的影响也不同,幅值大小和相同幅值个数也不同。而发生电弧故障时,电源端电压一直处于波动状态。因此论文通过统计标准化处理后电源端电压相同值出现的个数完成电动汽车电弧故障诊断。若当前样本相同值出现的次数大于确定阈值,则判断该样本为正常,否则判断样本为故障。

建立基于统计数值规律电弧故障检测模型,具体如图8所示。

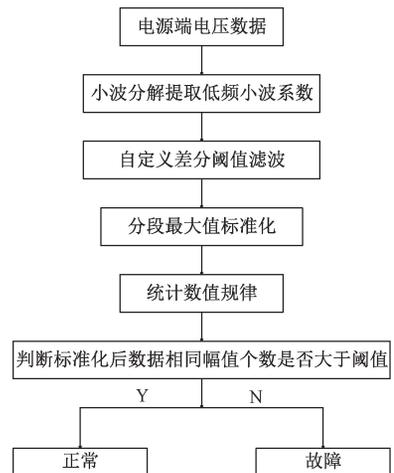


图8 诊断模型流程图

Fig.8 Diagnostic model flowchart

### 2.3 模型参数设置及准确率分析

#### 1) 模型样本长度的设置

论文选取单电机正常和故障时电源电压波形数据各 3 000 组,共 6 000 组数据构成样本库,建立基于统计数值规律的电弧故障检测模型。同时本文提出的方法区别于机器学习和深度学习,不需要训练模型,选取的 6 000 组数据用于下文模型参数的确定。对比不同的样本长度,综合比较模型准确性及实时性,由表 3 可知,准确率随着样本长度的增加而逐渐上升,这是因为样本长度越长,分段标准化后正常和故障的相同值个数差异越明显,进而使得准确率上升较快,但需要注意的是样本长度越长计算时间就越长,将论文所提出的算法部署到树莓派 4B 上,比较不同样本长度所需的运算时间及模型准确率,可以看到当数据长度超过 6 000 时,准确率并不会再有显著升高,且会影响模型的实时性。因此论文选取时间序列点长度为 6 000。

表 3 不同时间序列长度准确率和检测时间对比

Table 3 Comparison of accuracy and detection time for different time series lengths

时间序列长度	准确率/%	检测时间/ms
3 000	94.60	30.27
4 000	97.53	35.82
5 000	97.65	41.33
6 000	98.35	45.86
7 000	98.55	49.84
8 000	98.80	53.71

#### 2) 差分阈值比例的目标函数选择

对于差分阈值比例的选择,比例设置越高,对噪声的容忍度越小,去噪效果越好,但也可能导致信号失真,故障特征难以保留。论文通过 particleswarm 函数与不同优化目标函数配合对差分阈值比例进行寻优,该寻优方法具有简单易用、速度较快、全局收敛性好和适用于非线性目标函数等优点。论文选择此优化函数不仅用于目标函数调试,还可以确定最优阈值的大致范围。

表 4 结果表明选择信噪比作为寻优方法目标函数较为合适,在此基础上对比一些常见的优化算法的准确率和单样本检测时间,结果如图 9 所示。图 9 中 IPSO 算法指代改进粒子群算法(improved particle swarm optimization, IPSO),它通过引入了自适应惯性权重,即在算法的迭代过程中,惯性权重会根据当前的迭代次数自动调整,逐渐减小。这种自适应机制提高了算法的全局搜索能力。线性搜索的工作原理是在  $[0.001, 0.1]$  的范围内按照 0.001 步长不断调整阈值比例,同时监测准确率的变化,直到寻找到使准确率达到最优的阈值比例。

这种方法基于简单的线性搜索策略,比较适用于这种差分阈值比例设置对性能影响较为直观且单调的情况,同时因线性搜索方法可以在前期统计中直接找出最优阈值,不需要每次判断时重新寻优,通过此操作可以大幅度减少检测时间,因此图 9 中线性搜索表现优异。综上所述,论文结合检测时间和准确率最终选择线性搜索作为寻优方法,最优的比例设置为 0.007。

表 4 不同优化目标函数对比

Table 4 Comparison of different optimization objective functions

目标函数	准确率/%
均方误差	88.62
信噪比	93.40
平均绝对误差	50.00
最大绝对误差	89.85
相关系数	80.13

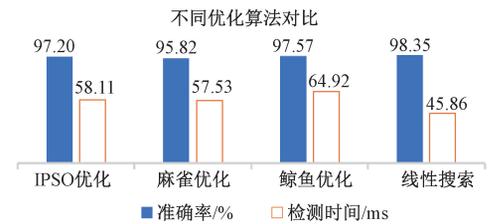


图 9 不同优化算法准确率与检测时间对比

Fig. 9 Comparison of accuracy and detection time of different optimization algorithms

#### 3) 分段最大值标准化分段数的设置

由表 5 所示可知不同分段数模型准确率相差不大,分段数增加只会带来计算时间上的增加,因此本文结合准确率和计算时间将分段数设置为 30。值得说明的是不同分段数的阈值选择继续沿用线性搜索方法。

表 5 分段数与增加时间对比

Table 5 Comparison of the number of subparagraphs and the increase in time

分段数	准确率/%	阈值	增加时间/ms
20	98.33	7	-0.11
30	98.35	11	+0
40	98.35	15	+0.32
50	98.27	18	+0.46
60	98.33	20	+0.69

#### 4) 预处理方法选择和小波基的选择

将本文方法与傅里叶阈值滤波加下采样方法对比,

两者虽然实现了相同的目标。但因后者需要对每一个数据点进行傅里叶变换和反变换,导致其计算复杂度将上升到  $O(N \log N)$ ,而小波分解的复杂度为  $O(N)$ ,这里  $N$  为信号长度,考虑到检测的实时性,论文采用小波分解完成数据预处理,小波分解具有的稀疏性,使其在数据压缩和去噪方面更具优势。小波分解可以通过小波基的选择获取不同频率范围信号信息,在使用离散小波变换完成分解的过程中,小波基的紧支撑性至关重要,因为它确保了变换能对信号进行局域化和离散化分析,捕捉到细微结构和瞬变特征;同时,紧支撑带来的稀疏表示有助于提高数据压缩、去噪等处理效率,并简化边界效应处理及硬件实现。论文选取一些常见且具有紧支撑性的偶数阶小波基进行对比分析,由表 6 所示可知,不同小波基对模型准确率影响不大,Db 小波相较于 Haar 小波具有较高的频率分辨率和去噪性能,而 Coiflet 和 Symlet 小波提高了正交小波基的对称性和光滑性,减少了小波分析中的边界效应和其他失真现象,而这也意味着其滤波器的长度都会比同等阶数的 Db 小波长,进而使得计算过程更为复杂,特别是在涉及大量循环的场合下,会表现出较慢的计算速度。综合比较来看,Db 小波单样本检测时间和准确率整体相对较好,进一步综合比较各种 Db 小波基,论文将小波基函数确定为 Db8。

表 6 不同小波基对模型准确率和检测时间的影响

Table 6 Effect of different wavelet bases on model accuracy and detection time

小波基	准确率/%	检测时间/ms
Db2	98.12	8.23
Db4	98.27	18.88
Db6	98.30	32.19
Db8	98.35	45.86
Db10	98.33	57.06
Coif2	98.33	32.18
Coif4	98.47	73.74
Sym2	97.92	8.25
Sym4	98.33	19.08
Sym6	98.27	32.25
Sym8	98.40	46.27
Haar	97.98	15.45

## 2.4 模型泛化性能评估

由于论文检测模型的统计样本全部来源于电机单独运行时,为进一步对模型的泛化性能进行测试,补充了电动汽车在制冷、制热工作状态下发生电弧故障实验,选取表 7 中 6 种工作模式各 500 组数据对现有模型进行测

试,由表 7 所示可知,除单电机运行外,电动汽车在其他工作模式下,该模型的电弧故障检测效果依然较好,具有一定的泛化性。

表 7 模型泛化性能评估

Table 7 Model generalization performance evaluation

工作模式	准确率/%	样本数
制热(正常)	90.60	500
制冷(正常)	93.00	500
制热(电弧故障)	97.20	500
制冷(电弧故障)	97.80	500
持续加速(正常)	100	500
持续减速(正常)	99.40	500

## 2.5 算法时间复杂度分析

论文算法主要包括小波分解、自定义差分阈值滤波、分段最大值标准化、统计数值规律四个部分。根据循环结构,算法的时间复杂度如下:

- 1) 小波分解:  $O(n)$ ;
- 2) 自定义差分阈值滤波:  $O(n)$ ;
- 3) 分段最大值标准化:  $O(n)$ ;
- 4) 统计数值规律:  $O(n)$ ,

其中  $n$  为每部分输入数据长度。

## 2.6 与其他电弧故障检测模型对比分析

文献[5]通过经验模态分解滤除干扰噪声,并提取去噪后电流信号的能量、信息熵、均方根、方差特征形成特征向量,最后通过支持向量机完成故障检测。文献[6]利用 Pearson 相关系数调整变分模态分解参数完成分解,提取信号中高频成分的香农熵、波峰因子等特征,通过支持向量机分类器完成故障检测。文献[1]以加窗傅里叶变换和支持向量机模型为基础完成电弧检测。同时为了降低误检率,在支持向量机电弧检测算法之前进行电弧预测。当预测算法和检测算法同时判定为电弧故障时,才认为发生了电弧故障。文献[3]采用带通滤波和包络滤波两级滤波处理信号,以保证最大程度滤除噪声之后,将滤波后信号的 Hurst 指数作为特征值完成电弧故障检测。文献[4]应用特征选择算法选择最突出的时频域特征,将特征子集放入随机森林完成电弧故障检测。基于本文数据,将论文方法与不同的检测模型进行对比分析,对比结果如表 8 所示。

利用文献[5]和[6]的方法检测电动汽车电弧故障,准确率都在 50% 以下,侧面反映出了光伏系统电弧故障检测方法并不适用于基于电源端电压的电动汽车电弧故障检测。文献[1,3-4]均为电动汽车已有的检测方法,可以看到对于单电机运行的检测准确率均可达到 85% 以

表8 不同模型检测准确率对比

Table 8 Comparison of detection accuracy of different models

方法	模型准确率/%	泛化准确率/%	检测时间/ms
文献[5]	50	50	166
文献[6]	38.50	23.73	173
文献[1]	99.25	54.43	265
文献[3]	85.42	58.40	98
文献[4]	87.50	84.40	313
论文方法	98.35	96.33	46

上,但面对真实电动汽车复杂的工作模式,其展示的模型泛化性并不理想。而论文提出的方法对真实电动汽车电弧检测的准确性和泛化性、实时性表现良好。

### 3 结 论

1) 论文以吉利 EV450 实际电动汽车为主体,搭建了电动汽车电弧故障实验平台,所得结论将更有助于开发电动汽车电弧故障断路器。

2) 论文利用小波分解提取电源端电压的低频成分,然后利用自定义差分阈值滤波和分段最大值标准化进一步去除低频干扰。最后通过统计数值规律完成电弧故障检测。算法复杂度低、实时性好。

3) 论文通过对模型样本长度、差分阈值比例、分段最大值标准化分段数以及小波基的分析与选择,完成了模型参数设置。通过与其他检测方法对比,证明论文提出的电弧故障检测方法在电动汽车电弧检测方面的准确性及泛化性较好。

### 参考文献

- [1] XIA K, ZHANG Z H, LIU B Z, et al. Data-enhanced machine recognition model of DC serial arc in electric vehicle power system[J]. IET Power Electronics, 2020, 13(19): 4677-4684.
- [2] 刘艳丽,王浩,张帆. 电动汽车串联型电弧故障检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023(6): 222-231.  
LIU Y L, WANG H, ZHANG F. Series arc fault detection method in electric vehicle [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2023(6): 222-231.
- [3] SHAFFER B, ABULLAH Y, WANG J, et al. On-line detection of DC arc faults using hurst exponents for hybrid-electric vehicles [C]. 2020 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE). IEEE, 2020: 6372-6378.
- [4] EMRANI A, POURHOMAYOUN M. Applying machine learning techniques to recognize arc in vehicle 48

electrical systems [C]. 2017 IEEE 18th Workshop on Control and Modeling for Power Electronics (COMPEL). IEEE, 2017: 1-4.

- [5] MIAO W C, XU Q, LAM K H, et al. DC arc-fault detection based on empirical mode decomposition of arc signatures and support vector machine[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(5): 7024-7033.
- [6] CAI X, WAI R J. Intelligent DC arc-fault detection of solar PV power generation system via optimized VMD-based signal processing and PSO-SVM classifier [J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2022, 12(4): 1058-1077.
- [7] 唐圣学,刁旭东,陈丽,等. 光伏发电系统直流串联微弱故障电弧检测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 150-160.  
TANG S X, DIAO X D, CHEN L, et al. Study on detection method of weak series DC fault arc in PV power generation systems [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 150-160.
- [8] AHN J B, JO H B, RYOO H J. Real-time DC series arc fault detection based on noise pattern analysis in photovoltaic system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 70(10): 10680-10689.
- [9] CHEN X, GAO W, HONG C, et al. A novel series arc fault detection method for photovoltaic system based on multi-input neural network [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 140: 108018.
- [10] JIANG R, ZHENG Y. Series arc fault detection using regular signals and time-series reconstruction[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 70(2): 2026-2036.
- [11] GAO H, WANG Z, Han C, et al. Feature extraction method of series arc fault occurred in three-phase motor with inverter circuit [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2022, 37(9): 11164-11173.
- [12] ZHANG S, QU N, ZHENG T, et al. Series arc fault detection based on wavelet compression reconstruction data enhancement and deep residual network [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-9.
- [13] 崔芮华,李泽,佟德栓. 基于相空间重构和 PCA 的航空电弧故障检测 [J]. 中国电机工程学报, 2021(14): 5054-5065.  
CUI R H, LI Z, DONG D SH. Arc fault detection based on phase space reconstruction and principal component analysis in aviation power system [J]. Proceedings of the CSEE, 2021(14): 5054-5065.

- [14] MENG Y, YANG Q, CHEN S L, et al. Multi-branch AC arc fault detection based on ICEEMDAN and LightGBM algorithm[J]. Electric Power Systems Research, 2023, 220: 109286.
- [15] 张婷,王海淇,张认成,等. 基于自归一化神经网络的电弧故障检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2021(3): 141-149.
- ZHANG T, WANG H Q, ZHANG R CH, et al. An arc fault detection method based on the self-normalized convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021(3): 141-149.
- [16] HU C Q, QU N, ZHANG SH. Series arc fault detection based on continuous wavelet transform and DRSN-CW with limited source data[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 12809.
- [17] ZHANG S, QU N, ZHENG T, et al. Research on arc fault detection using ResNet and gamma transform regularization[J]. Frontiers in Energy Research, 2023, 11: 1069119.
- [18] WANG Z, TIAN S, GAO H, et al. An on-line detection method and device of series arc fault based on lightweight CNN[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(10): 9991-10003.

## 作者简介



刘艳丽(通信作者), 2004年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 2007年于辽宁工程技术大学获得硕士学位, 2017年于辽宁工程技术大学获得博士学位, 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其应用、电气故障诊断。

E-mail: liuyanli19810919@163.com

**Liu Yanli** (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2004, M. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2007 and Ph. D. degree from Liaoning Technical University in 2017, respectively. Now she is an associate professor in Liaoning Technical University. Her main research interests include electrical contact theory and its applications, electrical fault diagnosis.



杨贺允, 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与电弧理论。

E-mail: 794083277@qq.com

**Yang Heyun** received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2023. Now he is a M. Sc. candidate at Liaoning Technical University. His main research interests include electrical contact and arc theory.