

基于广义基尼指数和脉冲神经网络的航空交流 串联电弧故障检测

刘晓琳 米 哲 荆 涛

(中国民航大学电子信息与自动化学院 天津 300300)

摘 要:航空电缆在振动作用下很容易产生电连接器松动、线束断裂等情况,从而引起交流电弧故障。针对交流串联电弧故障时频域特征不明显而引起的故障检测问题,提出了一种基于广义基尼指数(generalized Gini indices,GGI)和脉冲神经网络(spiking neural network,SNN)的电弧故障检测方法。首先,提出用广义基尼指数对试验数据电流波形进行分析;其次判断正常周期和故障周期下的数值差距,然后与时域特征指标裕度、峭度、脉冲因子相比,所提指数对电流波形周期故障判断更准确;最后,将广义基尼指数转变成特征值,代入到积分泄漏发放(leaky integrate-and-fire,LIF)模型进行训练,进一步提高方法的普适性。试验结果表明,该方法能够快速有效地检测航空交流串联电弧故障。

关键词:串联电弧;广义基尼指数;脉冲神经网络;故障检测

中图分类号: TM501.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Aviation AC series arc fault detection based on generalized Gini indices and spiking neural network

Liu Xiaolin Mi Zhe Jing Tao

(College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Aviation cables are prone to loose electrical connectors and broken wiring harnesses under vibration, leading to AC arc faults. A fault detection method for AC series arc faults based on generalized gini exponent and pulse neural network is proposed to address the issue of unclear frequency domain characteristics during fault detection. Firstly, it is proposed to use the generalized Gini index to analyze the current waveform of the test data. Secondly, the numerical difference between normal and fault cycles is determined. Then, compared with the time-domain characteristic indicators such as margin, kurtosis, and pulse factor, the proposed index is more accurate in identifying periodic faults in the current waveform. Finally, the generalized Gini index is transformed into eigenvalues and substituted into the LIF model for training, further improving the universality of the method. The experimental results indicate that this method can quickly and effectively detect aviation AC series arc faults.

Keywords: series arc; generalized Gini index; spiking neural network; fault detect

0 引 言

随着我国航空事业的不断发展,飞机电气系统作为供电子系统和其他各类用电设备的总和也变得更加复杂。航空电缆是该系统的重要组成部分,主要负责在航空电子设备之间进行能量和控制信号传输。由于航空电缆长期处于振动、摩擦、潮湿的环境之中,极易出现绝缘层老化、线芯断丝等现象^[1],从而诱发交流电弧故障。该故障不仅

具有隐蔽性,而且会造成所连接的电弧故障断路器(arc fault detective device,AFDD)和剩余电流保护器(residual current operated protective device,RCD)等无法正常工作。因此,如何提高航空电缆交流电弧故障检测率已经成为我国民航领域亟待解决的重要课题。

目前,交流电弧故障分为串联和并联两大类型。其中,串联型电弧故障是研究重点,主要有3种检测方法。第1种方法是通过电弧的物理特征及其变化来检测电弧

故障^[2-4]。由于需要安装大量传感器来监测数据,从而影响飞机电气系统的正常运行。第2种方法是利用电弧模型来检测电弧故障^[5-6]。由于模型参数难以确定且无法完全模拟现实情况,从而限制了该方法的有效性。第3种方法是利用时域、频域、时频域特征变化来检测电弧故障,也是近几年普遍应用电弧检测方法。时域法是通过电弧电流有效值、半波不对称、电流变化率增大、电压波形斜率突变、零休区间等随机特征来对电弧故障进行精确^[7-9]。虽然简单快捷,但是区分故障电弧和正常电弧的阈值难以确定,导致普适性不强。频域法是利用频域特征量设定检测时间阈值来对电弧故障进行检测^[10-11]。虽然在一定程度上可以改善时域法的缺陷,但是依然存在计算量大、实时性差等缺点。时频域法是结合时域特征和频域特征利用经验小波、改进经验小波等方法来对电弧故障进行检测^[12-13]。虽然融合了前两者的优势,但是存在过拟合、精度降低和成本增加等缺点。

近年来,随着智能学习算法在非线性控制方面的不断进步,神经网络以其学习能力强、分类准确度高、非线性关系逼真等优势在故障检测领域受到广泛关注。文献^[14-16]通过在线学习网络的结构和参数,提出利用 AlexNet 神经网络来检测串联电弧故障。文献^[17]采用短时傅里叶变换构建时频谱图,然后以能量谱密度输入到卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)进行电弧故障检测。文献^[18]将采集到的电流序列按归一化处理,再利用 CNN 提取变换特征对电弧故障识别。文献^[19]根据故障周期电弧特征时域分布,构建存在性判据,最后通过一维卷积神经网络识别电弧故障。虽然这些工作为交流串联电弧故障检测实施神经网络控制策略提供了可行性验证,但是由于神经网络在平移不变性和池化层等方面存在局限性。因此,迫切需要深入研究神经网络相关算法,来解决提高交流电弧故障检测率问题。

针对上述问题,本文提出一种基于广义基尼指数(generalized Gini indices, GGI)和脉冲神经网络(spiking neural network, SNN)的航空电弧故障检测方法。该方法利用公式推导得出的 GGI 值判断电弧正常工作周期和发生故障周期的区别,并将得到的 GGI 值转化为电弧特征值,作为搭建 SNN 的积分泄漏发放(leaky integrate-and-fire, LIF)模型输入,通过 LIF 模型进一步提高检测准确率。最后通过对多种负载进行试验验证了该检测方法的有效性。

1 航空串联电弧故障试验

航空电缆应用环境复杂,本文充分考虑引起交流电弧故障的振动因素,在相同的电源电压下依据 UL1699 标准^[20]和航天航空 SAE AS5692 标准^[21],进行了4种典型负载试验(线性负载纯阻、感性负载、容性负载、非线性负载),以模拟实际飞机电气系统环境下电弧产生,为后续电弧故障检测算法提供可靠数据。

1.1 电弧模拟试验方案

设计的电弧试验电路如图1所示。该电路由115 V/400 Hz 航空电源、保护电阻、开关、电弧发生装置、负载、电流探头、数据采集模块和计算机构成。其中,夹在航空电缆上的 Tektronix TCP303 型电流探头的带宽范围为0 Hz~15 MHz,最小可测量电流为5 mA,用于采集电流信号,送入计算机进行电弧故障检测。数据采集模块为 Tektronix MDO 4034 C,模拟带宽为1 GHz,单通道最大采样率为5 GS/s。试验中采样频率设定为2.5 MHz,电缆类型为 MIL-DTL-81381。

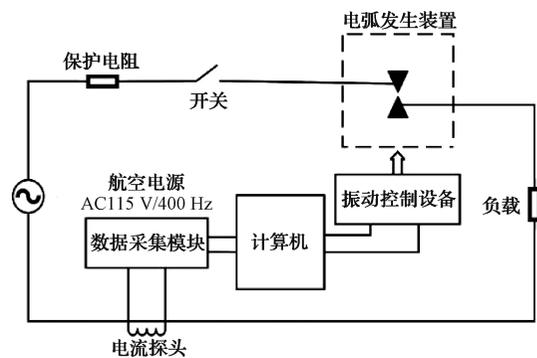


图1 交流串联电路故障试验接线

航空电源由左侧电源柜和右侧电源柜构成,如图2所示。左侧电源柜配有电源定时器、研华工业计算机610 H和电弧适配器。右侧电源柜配有电弧测试用辅助电源。航空电源产生115 V/400 Hz 电流信号,经保护电阻、电弧发生装置、负载,最后回到电源端形成回路。



图2 航空电源

1.2 试验结果

参照 SAE AS5692 标准中的常用典型负载,选用如下4种负载进行多次试验来采集数据,线性负载纯阻(25 Ω)、感性负载(25 Ω+电磁阀)、容性负载(25 Ω+47 μF)、非线性负载(25 Ω+47 μF+电磁阀)^[22]。不同负载下的电流波形如图3所示。

由图3可知,在单电阻负载下,电弧燃烧时间短,电流波形以平肩为主。当电弧发生时,在阻感性负载下,电弧电流的平坦肩部被延伸,并且电流波形的幅度略微减小。

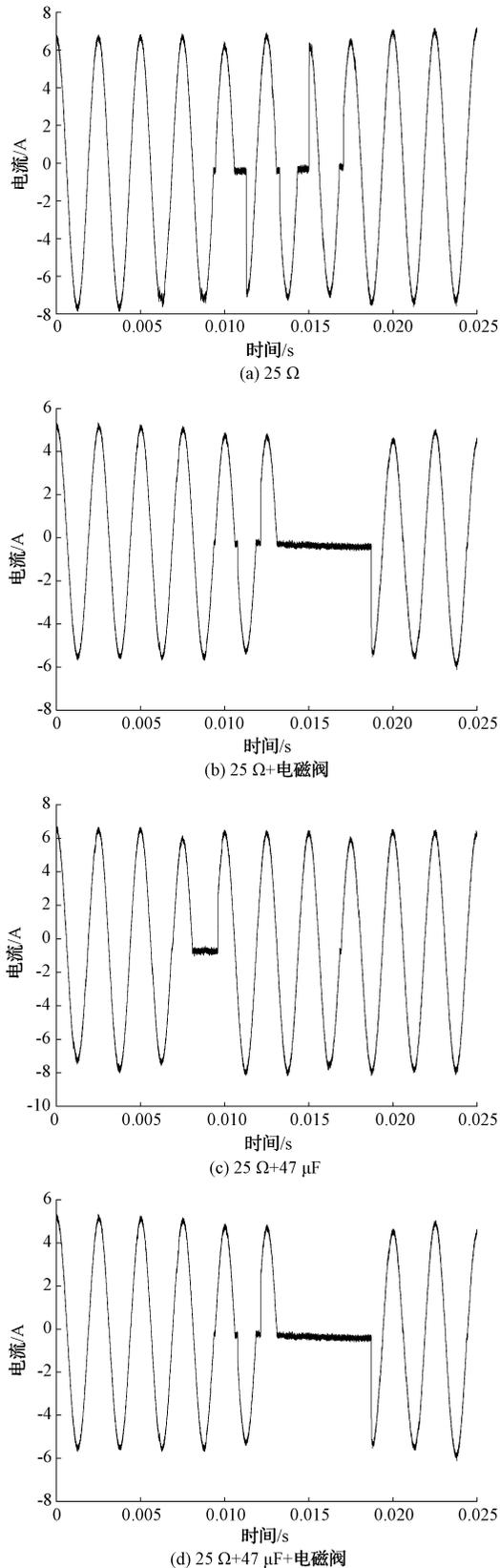


图3 不同负载下的电流波形

在阻容性负载下,并联电容器充电后发生短间隙电弧时,

电流波形的平肩相对较短。当电弧发生在并联电容器且未充满电之前时,电流波形的平肩比单电阻负载下略长,电弧燃烧过程中偶尔会出现脉冲现象。在非线性负载下,电弧燃烧时间较长。统计了10次电弧试验的电流波形,最长的平肩时间为0.012 s,试验电流波形偶尔出现尖脉冲现象,电流波形幅值适当衰减。

2 串联电弧特征值的提取

直接利用电流信号进行电弧故障检测很难达到预期的效果,选择合适的特征是检测交流串联电弧故障最有效的方法之一。既可以提高故障检测水平,又能增强抗干扰效果。

与传统电弧检测方法相比,本文提出两个创新和特色之处。针对振动条件下交流串联电弧故障难以检测的问题,提出了一种基于GGI的电弧特征提取方法,该方法首先对GGI进行公式推导,其次取其值作为电弧特征值,接着找到正常周期和故障周期情况下该特征值的明显差异,以证明该特征值可以作为航空交流串联电弧故障的检测标准,最后将其与常见统计学方法裕度、峭度、脉冲因子等时域特征指标作对比来证明其有较好的实用性和准确性。

2.1 GGI的推导

将具有参数 a 的GGI^[23-24]作为检测电弧故障指标是受到基尼指数(Gini index, GI)和正交幅度调制(Quadrature amplitude modulation, QAM)的启发。从不同QAM的比率的角度来看,GI被重新表述为基于线性加权函数的QAM $M_{x|p(1)}$ 与基于纯线性函数的QAM M_x 的比率。通过将 $M_{x|p(1)}$ 定义中的线性权重扩展到具有参数 a 的非线性形式来构造GGI,并且它们的边界值为 $[0, 1]$ 。

基于QAM,首先给出GI的定义,再将GI推广到GGI,最后将对拟议的GGI进行理论研究。准算术平均值是由严格连续且单调的函数 $f(x)$ 定义的广义平均值:

$$M_{f(x)|p} = f^{-1} \left(\frac{\sum_{n=1}^N p_n f(c_n)}{\sum_{n=1}^N p_n} \right) \quad (1)$$

式中: $f^{-1}(\cdot)$ 是 $f(x)$ 的反函数, $p = [p_1, p_2, \dots, p_n, \dots, p_N]$ 是预定义的加权系数向量,变量 x 是实数, $c = [c_1, c_2, \dots, c_n, \dots, c_N]$ 是要评估的向量。当 $p_1 = p_2 = \dots = p_n = \dots = p_N$, $M_{f(x)|p}$ 转化为:

$$M_{f(x)|p} = f^{-1} \left(\frac{\sum_{n=1}^N p_n f(c_n)}{N} \right) \quad (2)$$

目前,学术界进一步研究了QAM,重新制定了不同准算术平均值的比率:

$$Index = 1 - M_{g(x)|p_2} / M_{f(x)|p_1} \quad (3)$$

式中: $M_{g(x)|p_2}$ 和 $M_{f(x)|p_1}$ 是拟算平均值,分别由单调函数 $g(x)$ 、 $f(x)$ 和加权有效向量 p_1 、 p_2 定义,根据式(2)可知,GI是基于QAM的加权线性函数与基于QAM的非加权线性函数的比率:

$$M_x = \frac{\sum_{n=1}^N c_n}{N} \quad (4)$$

$$M_{x|p^{(1)}} = \sum_{n=1}^N p_n^{(1)} c_{n,\uparrow} \quad (5)$$

$$p_n^{(1)} = [2(N-n)+1]/N^2 \quad (6)$$

$$GI(c) = 1 - M_{x|p^{(1)}}/M_x \quad (7)$$

式中： $c_{n,\uparrow}$ 是指 c 中从最小到最大排序的第 n 个元素，

$\sum_{n=1}^N p_n^{(1)} = 1$ ，同时 c 是非负数； $M_{x|p^{(1)}}$ 是由线性函数 $g(x) = x$ 和线性加权向量 $p^{(1)} = [p_1^{(1)}, p_2^{(1)}, \dots, p_n^{(1)}, \dots, p_N^{(1)}]$ 定义； M_x 是由线性函数 $f(x) = x$ 和线性加权向量 $p^{(2)} = [1/N, 1/N, \dots, 1/N]$ 定义。

考虑到 GI 在很多方面都表现出较高的准确率，因此在 GI 的基础上探索新的参数指标来检测电弧故障更具有重要意义。在 GI 指数定义中，由于线性加权函数 $p^{(1)}$ 用于相对小量化元素 $c_{n,\uparrow}$ ，非线性加权函数 $p^{(3)}$ 如下：

$$p^{(3)} = [p_1^{(3)}, p_2^{(3)}, \dots, p_n^{(3)}, \dots, p_N^{(3)}] \quad (8)$$

$$p_n^{(3)} = \frac{w[n]}{\sum_{n=1}^N w[n]} \quad (9)$$

$$w[n] = [2(N-n)+1]^a \quad (10)$$

$$M_{x|p^{(3)}} = \sum_{n=1}^N p_n^{(3)} c_{n,\uparrow} \quad (11)$$

式中： $a > 0$ 是控制非线性加权函数 $p^{(3)}$ 的参数。当 $a = 1$ 时， $p^{(3)}$ 会还原成为 $p^{(1)}$ 。因此，基于 $p^{(3)}$ 和不同的准算术平均值的比率，可以定义一个新的参数指标 GGI 如下：

$$GGI(c) = 1 - \frac{M_{x|p^{(3)}}}{M_x} = 1 - \frac{\sum_{n=1}^N p_n^{(3)} c_{n,\uparrow}}{\sum_{n=1}^N c_n/N} \quad (12)$$

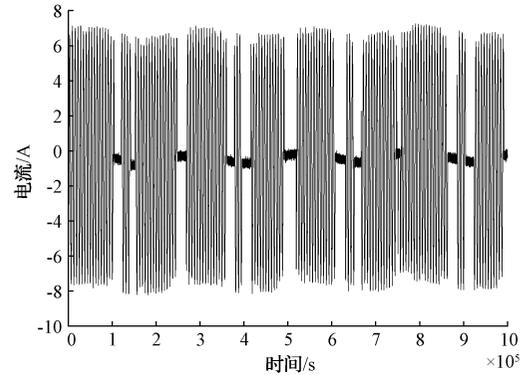
2.2 电弧特征值的计算

为了获取较为丰富的 GGI 值验证本文所提方法的有效性，选取 20 个周期的电流波形，同时分别将参数 a 取值为 0.1、1、5 来计算每个周期的 GGI 值。利用式 (12) 对 GGI 进行电弧特征值的计算时，电流波形和特征值结果如图 4 所示。

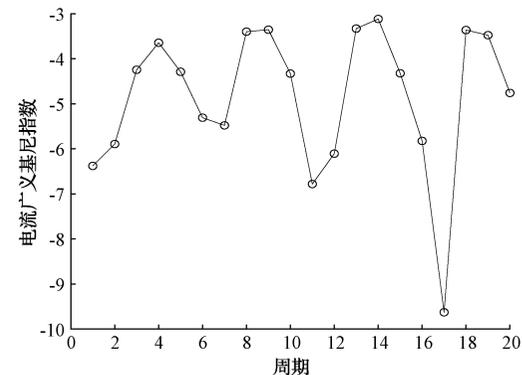
由图 4 可知，式 (10) 中变量 a 的改变不会影响 GGI 整体趋势的变化，只会改变 GGI 的取值。 a 的取值越大，GGI 值越大。正常情况下的电流波形完整，对称性好，此时提取的 GGI 值会偏小；故障情况下电弧电流波形受振动等影响产生不同程度的畸变，GGI 值会变大； a 取值较小时，正常情况和有故障情况的 GGI 值相差不大，难以找到合适的阈值来区分是否故障； a 取值较大时，可以看出正常电流波形的 GGI 值会明显偏大，有故障电流波形的 GGI 值大部分偏小，但也存在个别周期 GGI 值接近低于正常时的 GGI 值。

2.3 检测方法对比

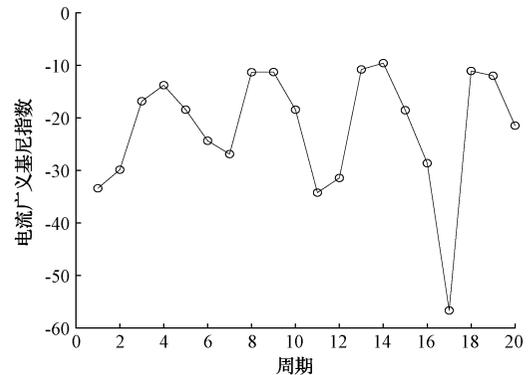
选取具有代表性的时域特征指标裕度、峭度、脉冲因子与 GGI 值进行对比。其中，裕度是峰值绝对值与方根幅值的比值，体现了信号的一种冲击特性；峭度是反映振



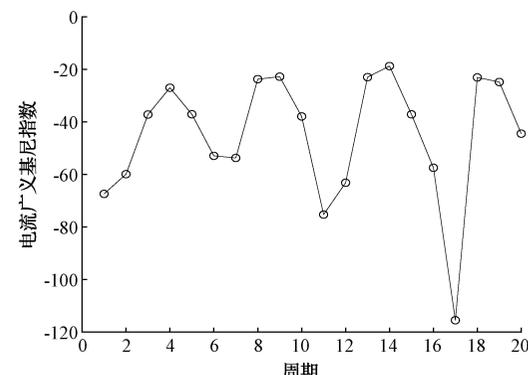
(a) 电流波形



(b) $a=0.1$ 的GGI值



(c) $a=1$ 的GGI值



(d) $a=5$ 的GGI值

图 4 电弧波形和特征值计算结果

动信号分布特性的数值统计量；脉冲因子是信号峰值与整

流平均值(绝对值的平均值)的比值。用图 4(a)的电流波形数据,计算其裕度、峭度和脉冲因子结果如图 5 所示。

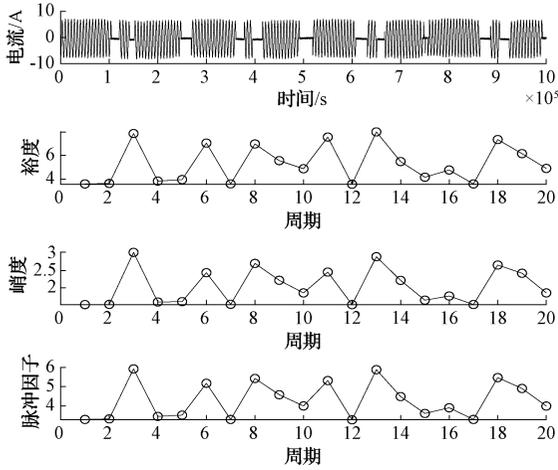


图 5 不同时段特征值计算结果

由图 5 可知,在故障周期内时域特征指标裕度、峭度、脉冲因子 3 个参数值的范围包含了正常周期的参数值,难以找到合适的阈值来区分正常电流波形周期和故障电流周期。整体情况相比之下 GGI 值区分效果更好一些,但考虑到没有十分明显的阈值直接分类,因此有必要采用 LIF 模型对 GGI 值进行特征提取,以提升算法的普适性。

3 LIF 模型的电弧故障检测算法

为改变传统电弧检测算法的局限,实现对不同种类航空电缆交流串联电弧故障的有效检测,本章将采用第 3 代神经网络 SNN 进行电弧故障智能检测。

与传统电弧检测方法相比,电弧故障检测方法创新如下:设计一种基于 LIF 模型的脉冲神经网络算法,首先搭建 LIF 模型,其次将特征值作为模型的输入,选取不同负载的多组数据用于模型的训练,以此来提高 LIF 模型对交流电弧故障的检测能力,接着对模型线路不通长度和非训练集进行检测,最后将其与非对称卷积的 ACNet 模型、基于一维电流信号的 AlexNet 模型和卷积神经网络中的 WT-AlexNet 模型进行横向对比及分析讨论来验证 LIF 模型的优越性。

3.1 LIF 模型结构

LIF 模型包含了如下 3 大特征:1)Leaky 指泄漏,该模型考虑了神经元膜电位的漏电,即神经元膜电位会随着时间的推移而自然衰减,这种衰减可以通过一个漏电阻建模;2)Integrate 指积分,该模型可以接收来自其他神经元的输入信号,并将其积分到神经元的膜电位中,输入信号可以是来自突触前神经元的电流或化学信号;3)Fire 指发放,当神经元的膜电位达到特定阈值时,该神经元会产生一个动作电位,并将其传递给其他神经元^[25]。本文采用的 LIF 模型结构如图 6 所示。

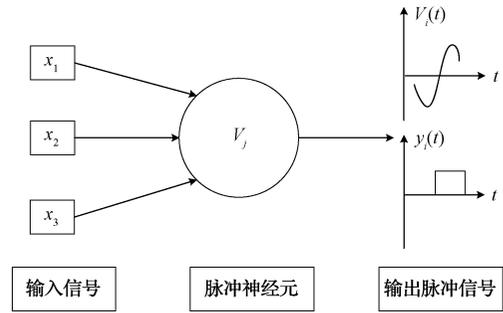


图 6 LIF 模型结构

3.2 基于 LIF 模型的电弧故障检测方法

与本文第 2 节提出的 GGI 值有较大区别,为了更好地突出电弧故障发生时所产生的的特征信息,需要在采集电流数据时,保留故障发生前后一个周期的电流数据。同时,为了以直观的方式展现输入样本,取每个周期的电流波形为样本生成灰度图,但实际输入是以数组的形式表示。

依据 SAE AS5692 标准和 UL1699 标准,结合电弧故障实际发生特点,判定如下:当振动试验电流为正弦曲线时,电路正常;当一个周期的电流波形的停滞时间超过 0.062 5 ms 平肩(一个电流周期的 2.5%)时,确定该周期内发生了电弧故障。将以数组形式的电弧特征值作为 LIF 模型的输入量,尺度大小为 25×25。LIF 模型检测流程如图 7 所示。

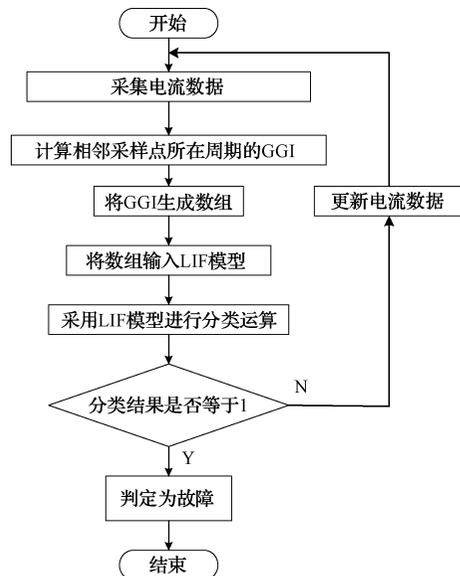


图 7 LIF 模型检测流程

3.3 LIF 模型分析

对 4 种典型负载进行电流数据采集,共采集 120 组数据。其中 60 组为正常数据,另外 60 组为故障数据,且故障发生时间为 0.1 s。对于每种负载类型,随机抽取 50 组故障数据和 50 组正常数据,共计 400 组用于模型的训练。剩余的 10 组故障数据和正常数据作为测试集,共计 80 组

数据,用于评估模型的性能。

在 MATLAB 中搭建 LIF 模型并进行训练,训练准确率如图 8 所示。由图 8 可以看出,训练到第 3 次时训练准确率就可以达到 0.85,训练到第 10 次时便可达到 0.95 并且之后一直稳定在 0.95。综上所述,LIF 模型训练过程简单且准确率较高。

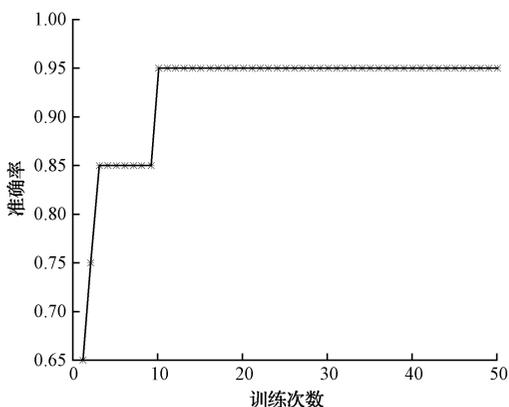


图 8 训练准确率

为了更好地验证 LIF 模型和 GGI 值之间的适应性,采用交叉验证的方法来测试模型的性能。具体来说,就是重新采集和生成 500 组训练数据,然后将这些数据随机分成 300 组作为训练集,100 组作为测试集,共进行 50 次重复试验并统计训练结果。经过 50 次交叉验证,发现至少需要进行 30 次训练才能达到 95% 以上的准确率,最大训练次数为 80 次。对测试集的检测结果最低检测率为 98%,即误判 2 次,共出现 4 次,其余情况均为 100% 检测。

3.4 LIF 模型性能检测

为了进一步验证 LIF 模型对训练集负载类型进行故障检测方面的可靠性,重新对 4 种负载采集 40 组有效数据,用电弧故障检测技术在 MATLAB 中搭建 LIF 模型来对现有的数据进行检测。其中,每种负载分别为 20 组故障数据,20 组非故障数据,共 160 组数据。LIF 模型在处理 4 种典型负载时能够有效地进行状态分类,从而实现电弧故障的检测,但是当遇到非线性负载时,LIF 模型可能会出现 2 次误判。但较其他检测方法,已具备较高检测精度,检测精度可达 98.3%。

在实际工作中,航空负载种类存在多样性和复杂性,线路参数不准确和负载不明确的情况时有发生。线路长度不同,其参数可能也会不同。因此,为了进一步检验 LIF 模型的检测可靠性和适用性,在不同线路长度下采集上述 4 种负载的电流数据各 40 组,其中包括 20 组故障数据和 20 组正常数据,将这些数据代入模型进行检测,结果如表 1 所示。可知,本文提出的检测方法具有很强的适用性,可以适用不同长度的线路,并且在改变线路参数的情况下,不会对本文提出的检测方法产生影响。

表 1 LIF 模型线路不同长度时检测结果

负载类型	不同参数下正确检测次数			
	5 m	10 m	20 m	30 m
25 Ω	40/40	40/40	40/40	40/40
25 Ω +电磁阀	40/40	40/40	40/40	40/40
25 Ω +47 μ F	40/40	40/40	39/40	39/40
25 Ω +47 μ F+电磁阀	40/40	40/40	40/40	39/40

采集 4 种未参与 LIF 模型训练的负载类型各 30 组有效电流波形数据进行检测,其中,每类数据均为故障 15 组、非故障 15 组。对非训练集负载类型采用 LIF 模型的检测结果如表 2 所示。

表 2 LIF 模型的非训练集检测结果

负载名称	负载类型	状态正确检测次数
25 Ω	线性负载	29
25 Ω +电磁阀	感性负载	29
25 Ω +47 μ F	容性负载	30
25 Ω +47 μ F+电磁阀	非线性负载	28

由表 2 可知,4 种非训练集负载类型的 LIF 模型状态正确检测率都很高,最差的非线性负载也只有两次误判。在实际应用当中,可以通过对训练集数量的增加来不断优化 LIF 模型的检测效果。

综上,本文提出的 LIF 神经网络模型对训练集和非训练集负载都具有很高的检测准确率,算法的整体检测准确率可达 98.3% 以上,且满足了 SAE AS5692 标准所规定的要求。

3.5 LIF 模型对比分析

为了检测所提 LIF 模型对航空交流串联电弧故障的可靠性,本文选取非对称卷积的 ACNet 模型、基于一维电流信号的 AlexNet 模型和卷积神经网络中的 WT-AlexNet 模型进行横向对比,如表 3 所示。

表 3 交流串联电弧故障检测模型对比

序号	模型	准确率/%	训练时间/s
1	ACNet	87.3	72
2	AlexNet	94.2	68
3	WT-AlexNet	97.8	43
4	LIF	98.3	16

模型 1~3 均使用了本文所采用的电流数据集,并且调整了网络输入大小以适应本文数据长度,因此 4 种模型的性能对比是具有一定说服力的。由表 3 可知,本文提出的 LIF 模型相比模型 1,使用 GGI 作为电弧特征值,有效表明信号的时频特征,而与模型 2、3 的 CNN 比,LIF 模型属于第 3 代神经网络——SNN,具备更卓越的特征学习能力,可有效提高电弧故障的准确率。

综上所述,本文所提模型准确率相比前三者更高且训

练时间更短,可以改善交流串联电弧故障的检测率,并对不同负载在不同线路长度时精准检测。

4 结 论

本文针对航空电缆振动电弧故障隐蔽性强、难以检测进行研究,提出一种基于广义基尼指数和 LIF 模型的串联电弧故障检测方法。本文引入 GGI 作为电弧特征值来判断正常周期与故障周期区别,将时域特征指标裕度、峭度、脉冲因子与 GGI 值进行对比。结果表明,GGI 的检测效果均优于其他 3 种指标。之后将提取的 GGI 值作为模型输入,采用脉冲神经网络中的 LIF 模型使得训练过程变得简单,且较好地融合了传统算法和脉冲神经网络优点。最后,与另外 3 种模型进行对比,本文方法具有更高的串联电弧故障检测准确率,为航空交流串联电弧故障检测方法提供了新的思路。

参 考 文 献

- [1] 张冠英,张晓亮,刘华,等. 低压系统串联故障电弧在线检测方法[J]. 电工技术学报,2016,31(8):109-115.
- [2] MUKHERJEE A, ROUSTRAY A, SAMANTA A K. Method for online detection of arcing in low-voltage distribution systems[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 32(3): 1244-1252.
- [3] PANETTA S. Design of arc Flash protection system using solid state switch, photo detection, with parallel impedance [C]. 2013 IEEE IAS Electrical Safety Workshop. IEEE, 2013: 211-213.
- [4] KE Y, ZHANG W, SUO C, et al. Research on low-voltage AC series arc-fault detection method based on electromagnetic radiation characteristics [J]. Energies, 2022, 15(5): 1829.
- [5] PARISE G, MARTIRANO L, LAURINI M. Simplified arc-fault model: The reduction factor of the arc current [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2013, 49(4): 1703-1710.
- [6] HYUN S Y, HONG J S, YUN S Y, et al. Arc modeling and kurtosis detection of fault with arc in power distribution networks[J]. Applied Sciences, 2022, 12(6): 2777.
- [7] LU Q, YE Z, ZHANG Y, et al. Analysis of the effects of arc volt-ampere characteristics on different loads and detection methods of series arc faults[J]. Energies, 2019, 12(2): 323.
- [8] 刘官耕,杜松怀,苏娟,等. 低压电弧故障防护技术研究与发展趋势[J]. 电网技术,2017,41(1):305-313.
- [9] 崔芮华,佟德栓. 基于 Levene 检验的航空交流串联电弧故障检测[J]. 电工技术学报,2021,36(14):3034-3042.
- [10] 王尧,韦强强,葛磊蛟,等. 基于电弧电流高频分量的串联交流电弧故障检测方法[J]. 电力自动化设备,2017,37(7):191-197.
- [11] 郭凤仪,邓勇,葛磊蛟,等. 基于电弧电流高频分量的串联交流电弧故障检测方法[J]. 电力自动化设备,2017,37(7):191-197.
- [12] 崔芮华,张振,佟德栓,等. 基于改进经验小波变换多特征融合的航空交流串联电弧故障检测[J]. 电工技术学报,2022,37(12):3148-3161.
- [13] 崔芮华,佟德栓,李泽,等. 航空交流电弧故障和串扰问题的频域分析及特征量提取[J]. 电机与控制学报,2021,25(6):18-26.
- [14] 向小民,汪杰,卢云. 基于小波时频图和 AlexNet 网络的电弧故障诊断方法[J]. 国外电子测量技术,2022,41(10):170-177.
- [15] 巩泉役,彭克,陈羽,等. 基于电弧随机性和卷积网络的交流串联电弧故障识别方法[J]. 电力系统自动化,2022,46(24):162-169.
- [16] 余琼芳,黄高路,杨艺,等. 基于 AlexNet 深度神经网络的串联故障电弧检测方法[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(3):145-152.
- [17] 焦治杰,李腾,王莉娜,等. 基于卷积神经网络的光伏系统直流串联电弧故障检测[J]. 电工电能新技术,2019,38(7):29-34.
- [18] 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,2021,42(3):141-149.
- [19] 丁锐,陈羽,孙伶俐,等. 基于邻波电流差与随机性的交流串联电弧故障识别[J]. 电力系统保护与控制,2023,51(8):169-178.
- [20] Underwriters Laboratories Inc. UL standard for safety for arc-fault circuit-interrupters UL1699-2011 [S]. America:UL,2011:10-15.
- [21] Society of Automotive Engineers, SAE. arc fault circuit breaker(AFCB), aircraft, trip-free single phase and three phase 115 VAC,400Hz-constant frequency: SAE AS 5692-2009[S]. America:SAE, 2009:15-30.
- [22] JING T, HUANG D, MI Z, et al. An intelligent recognition method of a short-gap arc in aviation cables based on feature weight enhancement [J]. IEEE Sensors Journal, 2023,23(4):3825-3836.
- [23] HOU B, WANG D, XIA T, et al. Generalized Gini indices; Complementary sparsity measures to Box-Cox sparsity measures for machine condition monitoring [J]. Mechanical Systems and Signal

- Processing, 2022, 169: 108751.
- [24] CHEN B, CHENG Y, ZHANG W, et al. Investigations on improved Gini indices for bearing fault feature characterization and condition monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 176: 109165.
- [25] LU S, XU F. Linear leaky-integrate-and-fire neuron model based spiking neural networks and its mapping relationship to deep neural networks[J]. Frontiers in

Neuroscience, 2022, 16: 857513.

作者简介

刘晓琳, 博士, 副教授, 主要研究方向为电弧故障检测。

E-mail:caucyanjiusheng@163.com

米哲, 硕士研究生, 主要研究方向为电弧故障检测。

E-mail:15234158840@163.com