DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.191289

基于全相位谱和深度学习的串联故障电弧识别方法

陈 烜[1]，冷继伟[1]，李海峰[1,2]

(1.国网四川电力服务有限公司，四川 资阳 641300；2.四川大学电气工程学院，四川 成都 610065)

摘要：为准确识别低压配电网中的串联故障电弧，提出了一种基于全相位谱和深度学习的串联故障电弧识别方法。首先，从理论上推导负载畸变信号的全相位频谱特征产生机理，利用全相位离散傅里叶变换提取线性、非线性负载的全相位频谱特征量。其次，构建了基于 Logistic 回归的深度学习神经网络模型，并对不同负载、不同运行状态下的全相位频谱特征量进行深度学习训练。最后，对搭建的故障电弧试验平台上采样数据进行分析，结果能准确识别低压配电网是否发生串联故障电弧和甄别出故障负载的类型。试验结果验证了所提方法的有效性，并随着深度学习理论在电力系统智能化中的应用，该方法可做进一步的深入研究和推广。

关键词：串联故障电弧；全相位；频谱泄漏；深度学习；Logistic 回归

Series fault arc recognition method based on an all-phase spectrum and deep learning

CHEN Xuan[1], LENG Jiwei[1], LI Haifeng[1,2]

(1. State Grid Sichuan Electric Power Service Company, Ziyang 641300, China;
2. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: To recognize the series arc fault in low voltage distribution network accurately, this paper proposes a method of series fault arc recognition based on an all-phase spectrum and deep learning. First, it deduces the generation mechanism of all-phase spectrum characteristics of load distortion signal in theory, and extracts the all-phase spectrum feature of a linear and non-linear load by an all-phase discrete Fourier transform. Secondly, it constructs a deep learning neural network model based on Logistic regression, and carries out deep learning training of all-phase spectrum characteristics under different loads and operating conditions. Finally, the sampling data of the fault arc experiment platform is analyzed. The results can accurately recognize whether a series fault arc occurs in a low voltage distribution network and distinguish the type of fault load. Experimental results verify the effectiveness of the proposed method. With the application of deep learning theory in the intelligent power system, the method is expected to be further studied and popularized.

This work is supported by Major Project of National Natural Science Foundation of China (No. 51437003).

Key words: series fault arc; all phase; spectrum leakage; deep learning; Logistic regression

0 引言

低压配电系统中，由于线路或设备的绝缘老化、破裂或电气接触不良时，常常伴随故障电弧，进而引发火灾隐患[1-4]。低压故障电弧分为并联故障电弧和串联故障电弧，并联故障电弧是由配网线路间发生短路故障引起，短路电流较大，保护装置能够正确识别并动作。串联故障电弧由线路发生接触不良或断线而引起，其故障电流值为 5~30 A，无法满足保护装置的灵敏性要求[1]。实际低压配电网故障中，最难识别的也是串联故障电弧。

对串联故障电弧的检测方法，目前可以分为三类：(1) 基于Cassie等电弧模型的仿真电路研究[5-8]；(2) 利用电弧发生时产生的光、热、声音等物理特征判断；(3) 分析串联电弧发生时的电流、电压信号，运用数学方法识别故障电弧。第三种方法由于适应范围广、可靠性高，学者对此展开了大量的研究，主要集中在对电流和电压信号的时频特征分析和特征向量的数学分析等。时域特征分析是利用电流、电压波形的变化率、突变的波形斜率值、“零休”时间等特征来识别串联故障电弧[9]，缺点是环境噪声的影响或采样数据的污染都会使时域指标产生较大

基金项目：国家自然科学基金重点项目资助 (51437003)

的误差，干扰判断结果。频域特征分析是利用信号在频域上的频谱特征、谐波和间谐波含量来判断是否发生串联故障电弧，缺点是易受频谱泄漏的影响，干扰判定结果[10-12]。特征向量的数学分析方法包括自回归参数模型[13]、分形维数和支持向量机[14-15]、小波变换和奇异值分解[16-17]等，原理及检测流程较复杂，实际检测中稳定性不高，不能较好地运用到工程实际中。

本文在上述研究的基础上，以负载电流信号的全相位谱特征形成机理为切入点，利用全相位谱的频谱泄漏和频谱干涉抑制性能，对畸变信号在全相位频谱上的特征量进行提取。提出了基于Logistic回归的深度学习分类识别方法，利用神经网络的非线性、自适应性和容错能力，旨在研究一种智能、有效的串联故障电弧识别方法。

1　故障电弧试验平台

低压配电系统中串联故障电弧的电路原理简化图如图1所示。根据负载的性质，电路将负载分为两类：线性负载和非线性负载。其中线性负载可看作由一个或多个具有线性阻抗特性负载的叠加，非线性负载指电路中含有整流型、变频型或电弧型等非线性元件。

正常运行时，线性负载的电流、电压波形为接近理想的基频正弦波，波形较为光滑。发生串联故障电弧时，波形发生畸变，同时由于电弧的固有特性，波形会因高频分量干扰出现毛刺现象。非线性负载正常运行时，波形发生有规律的周期性畸变，而串联故障电弧时的波形特征同线性负载发生故障电弧时一样，加重了波形的畸变程度。因此对畸变信号的波形进行特征分析，可以提取出不同性质的负载在不同运行状态下的特征量。

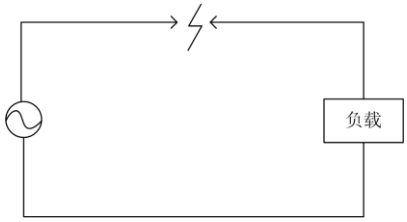


图 1　串联故障电弧电路示意图

Fig. 1 Circuit diagram of series fault arc

为模拟真实发生串联故障电弧时的电气量变化情况，根据UL1699-2008 AFCI标准[18]搭建串联故障电弧模拟试验平台如图2所示。试验平台由电源模块、故障发生模块、数据采样分析模块三部分构成，其中AC表示低压交流试验电源，K1、K2、K3表示开关，R_p、R_1=0.1 Ω分别表示试验负载和采样电阻，DA表示数据采集模块，PC表示用于分析的计算机。电弧发生器参照IEC 62606-2013标准[19]，用于产生稳定的串联故障电弧。

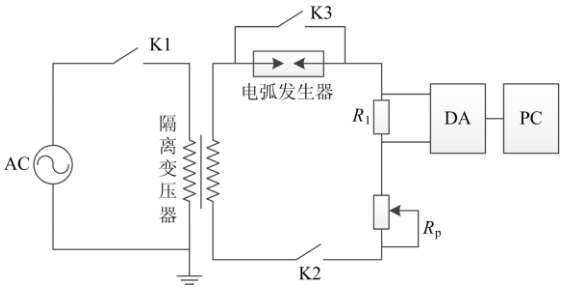


图 2　串联故障电弧试验平台示意图

Fig. 2 Schematic diagram of series fault arc experiment platform

2　故障电弧的全相位谱特征

2.1　全相位频谱的数学机理

对于低压交流系统，其实际电流信号可以表示为多个信号分量的线性叠加，即

$$y(n\Delta t)=\sum_{i=1}^{M}A_i\cos(\omega_i n\Delta t+p_i) \tag{1}$$

式中：$n\in[-N+1,\ N-1]$，$2N-1$为分析数据长度；Δt为采样间隔；ω_i、A_i、p_i为某个信号分量的角频率、幅值和初相位；M为信号分量总数。

对式(1)中的电流信号分别进行离散傅里叶变换和全相位离散傅里叶变换(忽略负频率的影响)，各自的频谱表达式为[20-21]

$$G(k)=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{M}A_i\left|W(\beta_i-k)\right|\mathrm{e}^{\mathrm{j}p_i} \tag{2}$$

$$Y(k)=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{M}A_i\left|W(\beta_i-k)\right|^2\mathrm{e}^{\mathrm{j}p_i} \tag{3}$$

式中：k为谱线序号；$\beta_i=\omega_i/\Delta\omega$，$\Delta\omega$为角频率分辨率；$W(\beta_i-k)$为频率偏移量$\beta_i-k$处对应的矩形窗谱函数，如式(4)。

$$W(\beta_i-k)=\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\frac{N-1}{N}\pi(\beta_i-k)}\sin c(\beta_i-k) \tag{4}$$

设频率分量ω_i的频谱幅值峰谱线序号为k_i，β_i-k_i为峰谱线k_i处的频率偏移量。可以推导得到全相位离散傅里叶变换的频率偏移量为[22]

$$\beta_i-k_i=\frac{4\pi\left[p_{G(k_i)}-p_{Y(k_i)}\right]}{(N-1)\Delta\omega} \tag{5}$$

式中：$G(k_i)$、$Y(k_i)$分别为频率峰谱线序号k_i对应的离散傅里叶变换和全相位离散傅里叶变换频谱矢量值；$p_{G(k_i)}$、$p_{Y(k_i)}$为各自对应的相位谱值。

则某个频率分量的角频率值为

$$\omega_i = \beta_i \Delta\omega \tag{6}$$

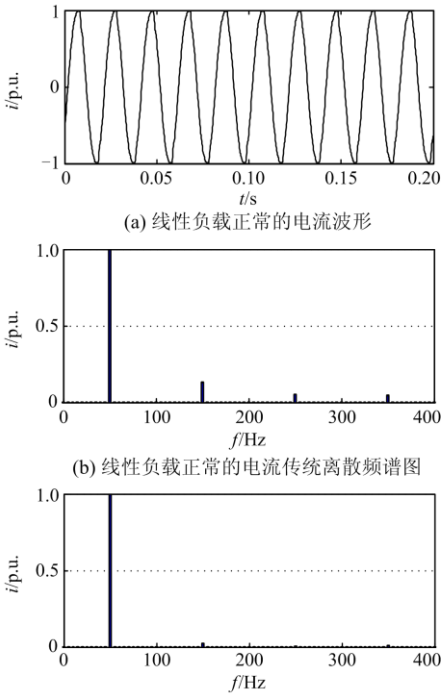
该频率分量对应的幅值为

$$A_i = \frac{|G(k_i)|^2}{|Y(k_i)|} \tag{7}$$

式(6)和式(7)即为基于全相位离散傅里叶变换某频率分量对应的角频率值和幅值计算公式。可以看出，当出现频谱泄漏时，全相位离散傅里叶变换的幅值出现成倍衰减，这也是全相位离散傅里叶变换的频谱具有良好频谱泄漏和频谱干涉抑制性能的根本原因[22]，因此测量的频率分量具有很高的精度。

2.2 负载正常运行时的电流频谱特征

根据前述的全相位频谱形成机理，对式(1)对应的线性负载(电阻30 Ω)、非线性负载(电阻30 Ω、电感1 mH)电流信号分别进行离散傅里叶和全相位离散傅里叶变换，并进行频率分量的频率和幅值测量，得到其时域波形和频谱图分别如图3和图4所示。



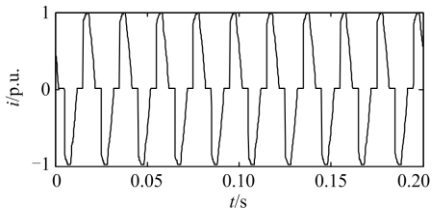
(a) 线性负载正常的电流波形

(b) 线性负载正常的电流传统离散频谱图

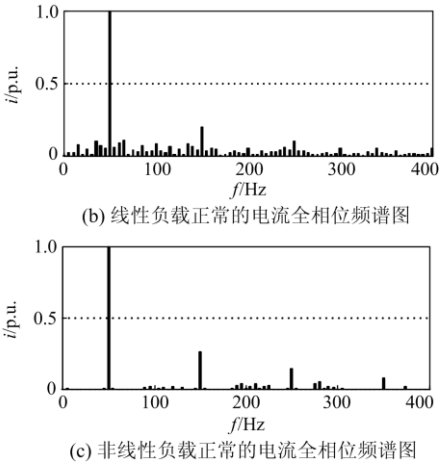
(c) 线性负载正常的电流全相位频谱图

图 3 线性负载正常的电流时域图和频谱图

Fig. 3 Current time domain and frequency spectrum graph of linear load in common condition



(a) 非线性负载正常的电流波形



(b) 线性负载正常的电流全相位频谱图

(c) 非线性负载正常的电流全相位频谱图

图 4 非线性负载正常的电流时域图和频谱图

Fig. 4 Current time domain and frequency spectrum graph of non-linear load in common condition

从图3和图4可以看出，线性负载正常运行时波形接近理想的正弦波，频谱图中仅含基波分量，全相位频谱测量结果仅含基波幅值。非线性负载正常运行时波形发生较有规律的周期性畸变，频谱图中的各频谱线形成频谱带，全相位谱测量结果包含各次谐波分量和较少部分间谐波分量，其中奇数次谐波分量较突出。负载正常运行时通过全相位谱测量方法可以实现线性负载和非线性负载的频谱特征提取，而不同种类的负载具有不同的频谱特征，因此可以区分正常运行状态下不同种类的线性负载和非线性负载。由图4(b)和4(c)可以看出，在波形发生畸变时，传统离散傅里叶变换的频谱泄漏和频谱间干涉问题较严重，频谱分析算法容易误判。全相位离散傅里叶变换可较好地抑制频谱泄漏，有效解决了传统频谱分析方法受频谱泄漏干扰的问题，从而提升频谱分析的正确性。以基波为例，传统离散傅里叶变换幅值偏差−3.54%，全相位离散傅里叶变换幅值偏差−0.02%。

2.3 串联故障电弧下的电流频谱特征

根据图2搭建的串联故障电弧模拟试验平台，对串联故障电弧下的常规线性负载、非线性负载电流信号波形进行时域和频域分析，得到的波形图和频谱图分别如图5和图6所示。

从图5和图6可以看出，线性负载、非线性负载在串联故障电弧时波形均发生非规则性畸变，波形伴有毛刺，频谱发生频谱泄漏和频谱干涉现象，对其进行全相位频谱测量，得到包含各次谐波分量和不同频率的间谐波分量。同时对比图3和图4，当发生串联故障电弧时，电流波形可以看作是在正常运行时电流畸变波形的多线性叠加，加重了信号的畸

变程度，频谱泄漏和频谱干涉现象更明显，在频谱图上形成频谱带，且具有明显不同频率、幅值的间谐波分量和突出的谐波分量(如3次、5次谐波)。

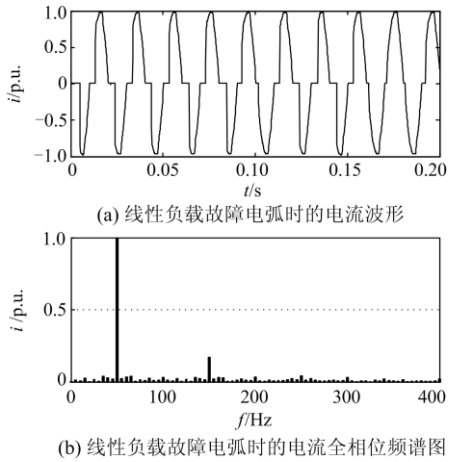


图 5 线性负载故障电弧时的电流时域图和频谱图

Fig. 5 Current time domain and frequency spectrum graph of linear load in series arc fault condition

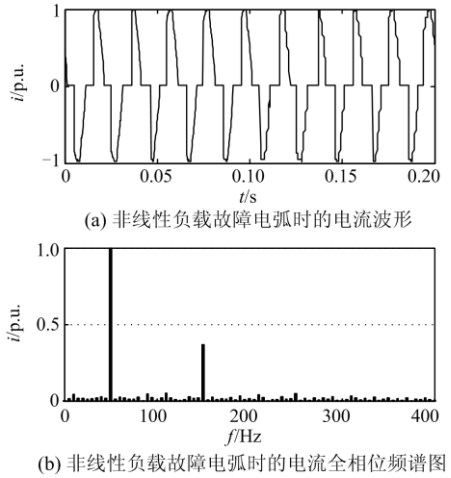


图 6 非线性负载故障电弧时的电流时域图和频谱图

Fig. 6 Current time domain and frequency spectrum graph of non-linear load in series arc fault condition

通过对正常运行和发生串联故障电弧时的电流波形进行全相位谱测量，能够提取到不同负载在不同状态下的频谱特征。通过对各次谐波分量幅值分布和起主导作用的间谐波分量频率、幅值分布情况的特征识别，可以实现对不同负载是否发生故障电弧进行甄别。

3　基于 Logistic 回归的深度学习模型

3.1 基于Logistic回归的神经网络

传统的神经网络在对故障电弧进行判别分析时，无法对复杂的样本进行准确分类，同时结果的收敛性受初始值影响较大，结果容易陷入局部最优或过度拟合甚至不收敛。而Logistic回归不受初始值选取的影响，当初始值不满足假设时结果仍非常稳定，具有较强的稳健性[23-24]，因此选用基于Logistic回归的深度学习方法进行样本训练。网络模型如图7。

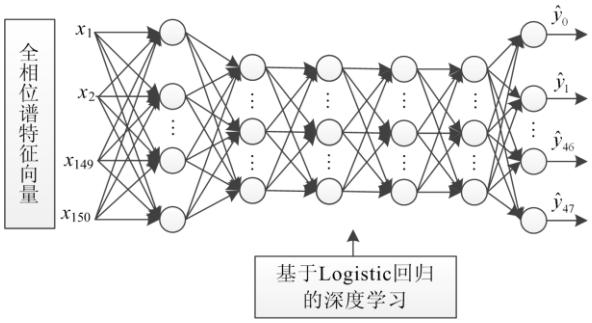


图 7 基于 Logistic 回归的深度学习网络模型

Fig. 7 Deep learning network model based on Logistic regression

为甄别不同负载是否产生故障电弧，选择IEC 61000-4-7标准规定的50次谐波含量$A_{H\text{-}m}$作为特征参数($m=1,2,\text{L}\ ,50$)，同时选取两次谐波之间的主导间谐波频率$f_{Ih\text{-}m}$、含量$A_{Ih\text{-}m}$作为特征参数，共同组成150维特征向量$\boldsymbol{X}=[f_{Ih\text{-}m}, A_{Ih\text{-}m}, A_{H\text{-}m}]$，作为神经网络深度学习的输入参数。深度学习的网络模型如图7所示，网络包含5层隐含层，网络的输出响应变量$\boldsymbol{Y}=[\hat{y}_0,\hat{y}_1,\text{L}\ ,\hat{y}_{47}]$将各样本负载按种类、正常运行或故障电弧状态进行编号，$\hat{y}_u=1$且$\hat{y}_v=0(u\neq v,\ u、v=0,1,\text{L}\ ,47)$表示识别出负载的种类编号为round($u$+1)/2，运行状态为正常($u$为偶数)或故障电弧($u$为奇数)，其中round()表示取四舍五入。网络采用的Logistic回归模型为非线性回归模型，具有如下分布形式[23]。

$$\begin{cases}\boldsymbol{Y}=E(\boldsymbol{X})+\varepsilon\\ E(\boldsymbol{X})=p=\dfrac{\mathrm{e}^{\beta_0+\beta_1\boldsymbol{X}}}{1+\mathrm{e}^{\beta_0+\beta_1\boldsymbol{X}}}\end{cases}\tag{8}$$

式中：$E(\boldsymbol{X})$表示概率分布；p为对应输入变量$\boldsymbol{X}$的预测概率值；ε为预测误差；β_0和β_1为模型的非线性回归系数。

Logistic回归实质就是对输入预测变量$\boldsymbol{X}$的不同水平来计算$\boldsymbol{Y}=1$的预测概率值p，其中概率值采用0.5作为分割点，即

$$y_u=\begin{cases}0,\ p\in[0,0.5)\\ 1,\ p\in[0.5,1]\end{cases}\tag{9}$$

式中：$u=0,1,\text{L}\ ,47$；$y_u=1$表示正常状态(u为偶数)或故障电弧状态(u为奇数)。

3.2 网络深度学习训练

试验样本采用满足UL1699标准[18]的不同功率下的电阻箱、电水壶、白炽灯、手枪钻、微波炉、真空吸尘器、LED灯、荧光灯、调光灯等共计24种负载，并将各负载按种类、正常运行或故障电弧状态进行编号(0~47)，每种负载下取100个正常运行波形样本、100个故障电弧波形样本，共计4 800个样本进行图7所示的神经网络深度学习。样本最终均收敛，未出现传统神经网络不收敛的情况，网络学习正确率达100%。神经网络在基于Logistic回归深度学习中的训练误差均方值如图8所示，随着深度学习训练次数的增加，网络误差梯度下降指标较理想，网络能够稳定、快速收敛。

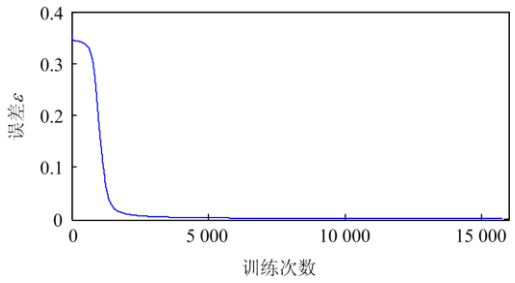


图 8 神经网络的深度学习训练误差

Fig. 8 Deep learning training error of neural network

采用传统BP神经网络[25](方法1)、遗传算法神经网络[26](方法2)和Logistisc回归深度学习神经网络(方法3)的输出误差如图9所示。可以看出，基于Logistic回归深度学习神经网络(方法3)具有较好的收敛性，收敛过程中的快速性和稳定性较其他两种方法更优。同时避免了传统BP神经网络收敛慢、基于遗传算法的神经网络收敛不稳定的缺点[27]。

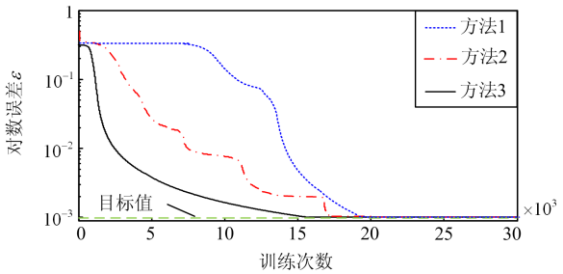


图 9 各方法的网络训练输出误差

Fig. 9 Network training output errors of each method

综上所述，基于全相位谱和深度学习的故障电弧识别流程如图10所示。流程主要包含I、II两部分，第I部分为基于全相位频谱分析模块，目的在于提取各样本电流信号的全相位频谱特征参数；第II部分为基于Logistic回归的神经网络深度学习模块，目的是对输入的全相位频谱特征进行判别，实现对负载种类、是否发生故障电弧进行甄别。

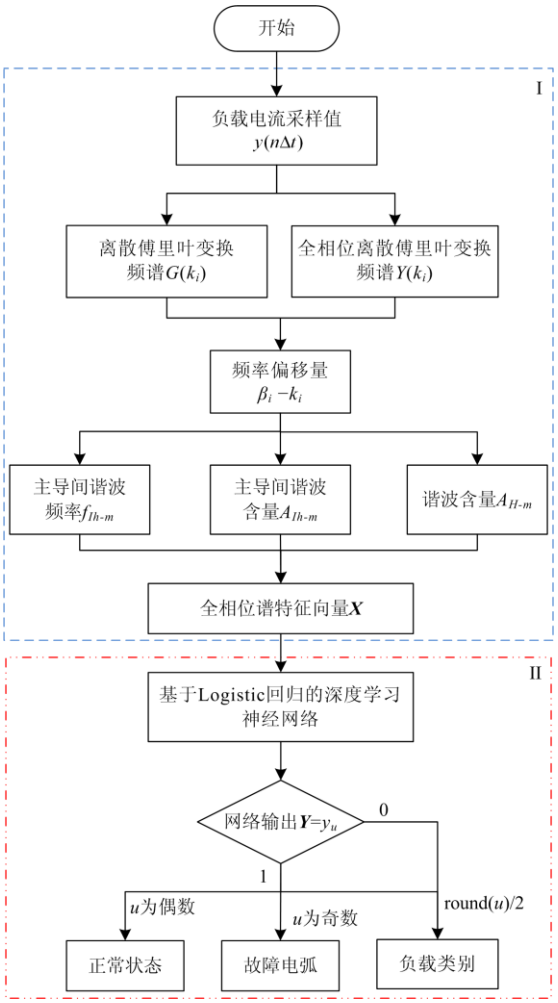


图 10 基于全相位谱和深度学习的故障电弧识别流程图

Fig. 10 Flow chart of series fault arc recognition based on all phase spectrum and deep learning

4 试验数据分析

对试验平台所在的国网四川省电力公司生产运营中心采集4段负载电流波形进行全相位谱分析测量，得到各次(以最高10次为示例)谐波、主导间谐波含量的变化趋势如图11所示。

从图11(a)中可以看出，基于全相位谱分析的特征量较明显，信号1、信号3的谐波含量集中分布在奇数次谐波处，且信号1的谐波含量整体最低，最高含量约2.5%，信号3的谐波含量整体较高，最高含量约26.6%；信号2、信号4在各次谐波处均有分布，从谐波含量来看，信号4的整体水平高于信号2。从图11(b)中看到，信号2、信号4的间谐波含量整体较高，信号1和信号3的间谐波含量整体较低。进一步

对试验信号进行量化，得到基于全相位谱的特征值部分测量结果如表1所示。

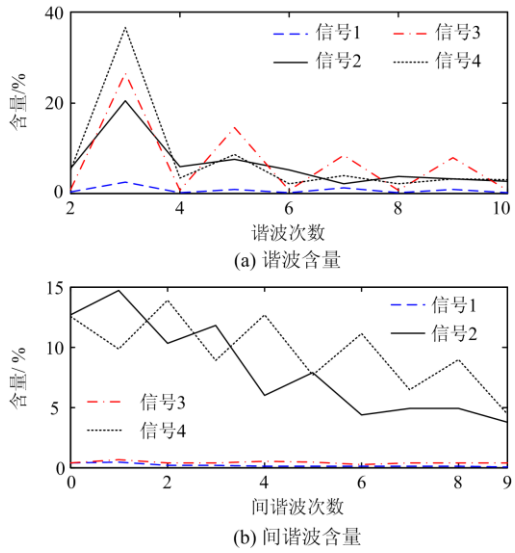


图 11　各次谐波和间谐波的含量趋势图

Fig. 11 Content tendency chart of each harmonic subgroup and inter-harmonic subgroup

表 1　基于全相位谱分析的部分测量结果

Table 1 Partial measurement result based on all phase spectrum analysis

序号	谐波含量/%		主导间谐波含量/%	
	3 次	5 次	2 次	4 次
信号 1	2.515	0.888	0.699	0.539
信号 2	20.427	7.523	11.297	13.904
信号 3	26.640	14.478	1.596	1.988
信号 4	36.689	8.495	15.612	10.542

上述试验结果表明，基于全相位谱分析的测量方法可以有效地提取负载在各种运行状态下的电流特征参数，为故障电弧的识别提供理论依据。

表 2　各段信号的试验结果

Table 2 Experimental results of each signal

序号	负载类别	网络输出 Y	负载性质	运行状态
信号 1	电水壶 (1 500 W)	1	线性	正常
信号 2	电水壶 (1 500 W)	1	线性	故障电弧
信号 3	手枪钻 (2 800 W)	1	非线性	正常
信号 4	手枪钻 (2 800 W)	1	非线性	故障电弧

将基于全相位谱测量的主导间谐波频率 $f_{Ih\text{-}m}$、含量 $A_{Ih\text{-}m}$ 和谐波含量 $A_{H\text{-}m}$ 组成150维特征向量 $(m=1,2,\mathrm{L}\ ,50)$，作为图7中已完成Logistic回归深度学习的神经网络输入参数，得到4段试验信号的输出及故障电弧识别结果如表2所示。该试验结论与试验预设条件相符合，验证了所提串联故障识别方法的正确性，实现了对负载种类、是否发生故障电弧的识别。

5　结论

本文针对低压配电系统中的串联故障电弧问题进行了研究，提出了基于全相位谱和深度学习的串联故障电弧识别方法。通过对不同负载下电流信号进行全相位频谱特征的机理分析，利用全相位离散傅里叶变换频谱良好的频谱泄漏和频谱干涉抑制性能，实现了负载全相位频谱特征量的提取，为故障电弧识别提供理论依据。构建了基于Logistic回归的深度学习神经网络，再将不同负载、不同运行状态下的全相位频谱特征向量输入到网络中进行深度学习训练，网络最终能够有效收敛，完成了对负载种类的甄别及是否发生故障电弧的识别。搭建故障电弧试验平台的实际采样数据进一步验证了所提方法的可行性和有效性。同时结合深度学习理论在电力系统智能化中的应用，该方法可做进一步的深入研究和推广。

参考文献

[1] 刘官耕, 杜松怀, 苏娟, 等. 低压故障电弧防护技术研究与发展趋势[J]. 电网技术, 2017, 41(1): 305-313.
LIU Guangeng, DU Songhuai, SU Juan, et al. Research on LV arc fault protection and its development trends[J]. Power System Technology, 2017, 41(1): 305-313.

[2] 陈新美, 魏超, 刘园伟, 等. 电弧光保护原理分析及其校验测试设备的研发应用[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(14): 160-165.
CHEN Xinmei, WEI Chao, LIU Yuanwei, et al. Analysis of electric arc flash protection principle and development application of its standard calibration equipment[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(14): 160-165.

[3] WU Y H, DONG X Z, MIRSAEIDI S. Modeling and simulation of air-gapped current transformer based on Preisach Theory[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 111-121. DOI: 10.1186/s41601-017-0046-0.

[4] 徐玉琴, 杨浩, 李鹏. 不同接地方式电缆型配电网单相接地故障下的可靠性评估[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(13): 41-47.
XU Yuqin, YANG Hao, LI Peng. Reliability evaluation of different grounding cable networks on single-phase

grounding fault[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(13): 41-47.

[5] 高杨，王莉，张瑶佳，等. 简化的Schavemaker交流电弧模型参数的计算方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(8): 96-105.
GAO Yang, WANG Li, ZHANG Yaojia, et al. Research on the calculation method for the parameters of the simplified Schavemaker AC arc model[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(8): 96-105.

[6] FAIFER M, OTTOBONI R, ROSSI M, et al. A method for the detection of series arc faults in DC aircraft power networks[C] // 2013 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), May 6-9, 2013, Minneapolis, MN, USA: 778-783.

[7] SCHAVEMAKER P H, VAN DER SLUIS L. An improved Mayr-type arc model based on current-zero measurements[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2000, 15(2): 580-584.

[8] MÜLLER P, TENBOHLEN S, MAIER R, et al. Characteristics of series and parallel low current arc faults in the time and frequency domain[C] // 2010 Proceedings of the 56th IEEE Holm Conference on Electrical Contacts, October 4-7, 2010, Charleston, SC, USA: 1-7.

[9] 谭秋秋. 低压故障电弧检测方法及装置[D]. 济南：山东建筑大学, 2017.
TAN Qiuqiu. Low voltage arc fault detection method and device[D]. Jinan: Shandong Jianzhu University, 2017.

[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故障电弧检测方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(7): 191-197.
WANG Yao, WEI Qiangqiang, GE Leijiao, et al. Series AC arc fault detection based on high-frequency components of arc current[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(7): 191-197.

[11] MÜLLER P, TENBOHLEN S, MAIER R, et al. Characteristics of series and parallel low current arc faults in the time and frequency domain[C] // 53rd IEEE Holm Conference on Electrical Contacts, 2010, Charleston, USA: 1-7.

[12] 王晓远，高淼，赵玉双. 阻性负载下低压故障电弧特性分析[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(5): 106-118.
WANG Xiaoyuan, GAO Miao, ZHAO Yushuang. Characteristic analysis of low-voltage arc fault in resistive load conditions[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(5): 106-118.

[13] 雍静，桂小智，牛亮亮，等. 基于自回归参数模型的低压系统串联故障电弧识别[J]. 电工技术学报，2011, 26(8): 213-219.
YONG Jing, GUI Xiaozhi, NIU Liangliang, et al. Series arc fault identification in low voltage system based on autoregressive parameter model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(8): 213-219.

[14] 杨凯，张认成，杨建红，等. 基于分形维数和支持向量机的串联故障电弧诊断方法[J]. 电工技术学报，2016, 31(2): 70-77.
YANG Kai, ZHANG Rencheng, YANG Jianhong, et al. Series arc fault diagnostic method based on fractal dimension and support vector machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(2): 70-77.

[15] 王子骏，张峰，张士文，等. 基于支持向量机的低压串联故障电弧识别方法研究[J]. 电测与仪表, 2013, 50(4): 22-26.
WANG Zijun, ZHANG Feng, ZHANG Shiwen, et al. Series arc fault recognition method based on support vector machine approach[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2013, 50(4): 22-26.

[16] 孙鹏，郑志成，闫荣妮，等. 采用小波熵的串联型故障电弧检测方法[J]. 中国电机工程学报，2010, 30(增刊): 232-236.
SUN Peng, ZHENG Zhicheng, YAN Rongni, et al. Detection method of arc fault in series with wavelet entropy[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 30(S): 232-236.

[17] 刘冲，李佳鸿. 基于小波变换与差值能量法相结合的串联故障电弧检测方法[J]. 电气技术, 2017(12): 62-66.
LIU Chong, LI Jiahong. Arc fault detection based on wavelet transform and difference-energy[J]. Electrical Engineering, 2017(12): 62-66.

[18] ANSI UL1699. UL standard for safety for arc fault circuit interrupters[S]. Second Edition, 2008.

[19] IEC standard. General requirements for arc fault detection devices: IEC 62606—2013[S].

[20] 王泽，杨洪耕，袁晓冬. IEC框架下非同步采样时的谐波间谐波测量方法[J]. 电力系统自动化，2015, 39(3): 69-75.
WANG Ze, YANG Honggeng, YUAN Xiaodong. Measuring method of harmonics and inter-harmonics with nonsynchronous sampling in IEC framework[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(3): 69-75.

[21] 李海峰，刘俊勇，徐斌，等. 消除外部环境因素干扰的MOA在线监测参数修正方法[J]. 高电压技术，2018, 44(8): 2580-2586.
LI Haifeng, LIU Junyong, XU Bin, et al. The modified method of MOA on-line monitoring parameters by

eliminating external environmental factors interference[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8): 2580-2586.

[22] 吴国乔, 王兆华, 黄晓红. 离散频谱的全相位校正法[J]. 数据采集与处理, 2005, 20(3): 286-290.
WU Guoqiao, WANG Zhaohua, HUANG Xiaohong. All phase correction method for discrete spectrum[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2005, 20(3): 286-290.

[23] 张庆丰. 利用Logistic二次回归法提高判别分析效率[D]. 北京: 华北电力大学, 2007.
ZHANG Qingfeng. Using double Logistic regression improve discriminant efficiency[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2007.

[24] YADAV A, DASH Y, ASHOK V. ANN based directional relaying scheme for protection of Korba-Bhilai transmission line of Chhattisgarh state[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(2): 128-144. DOI: 10.1186/s41601-016-0029-6.

[25] 周天春, 杨丽君, 廖瑞金, 等. 基于局部放电因子向量和BP神经网络的油纸绝缘老化状况诊断[J]. 电工技术学报, 2010, 25(10): 18-23.
ZHOU Tianchun, YANG Lijun, LIAO Ruijin, et al. Diagnosis of aging condition in oil-paper insulation based on factor vectors of partial discharge and BP neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(10): 18-23.

[26] 王家林, 夏立, 吴正国, 等. 采用遗传神经网络的电力系统暂态信号分析方法[J]. 高电压技术, 2011, 37(1): 170-175.
WANG Jialin, XIA Li, WU Zhengguo, et al. Analysis of power system transient signal using genetic algorithm and neural network[J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(1): 170-175.

[27] 严国平, 陈昊, 谭风雷, 等. 基于电流特征提取的故障电弧识别方法[J]. 智慧电力, 2018, 46(6): 101-105.
YAN Guoping, CHEN Hao, TAN Fenglei, et al. The fault arc recognition method based on current feature extraction[J]. Smart Power, 2018, 46(6): 101-105.

收稿日期：2019-10-19； 修回日期：2020-03-29

作者简介：

李海峰(1977—)，男，通信作者，博士生，工程师，研究方向为高电压试验技术、绝缘检测、故障电弧识别等。E-mail: 81113937@qq.com

(编辑 许 威)