

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2019.03.005

基于神经网络和D-S证据理论的故障电弧检测

陈 照¹, 王 尧¹, 牛 峰¹, 张洋子², 李 奎¹

(1. 河北工业大学电磁场与电器可靠性省部共建重点实验室, 天津 300130;

2. 国网浙江台州市黄岩区供电公司, 浙江 台州 318020)

摘要: 基于电弧电流特征的故障电弧检测方法存在信息源单一的不足, 容易引起保护误动作和拒动作。针对该问题, 文中以电弧辐射的电场和磁场信号以及电弧电流作为检测信号, 提出一种基于神经网络和D-S证据理论的故障电弧检测方法。首先, 采用模极大值方法提取不同负载下电弧电磁辐射信号特征量, 并用波形相似法提取电弧电流信号特征量; 其次, 利用BP神经网络构建各个特征量与电弧故障之间的映射关系, 得到单个特征量的故障电弧识别率; 最后, 以该识别率作为D-S证据理论的输入, 实现决策级多特征信息融合。在典型负载情况下的试验结果表明, 该方法能有效提高故障电弧检测的准确率。

关键词: 故障电弧; 电磁辐射信号; 神经网络; D-S证据理论

Fault Arc Detection Based on Neural Network and D-S Evidence Theory

CHEN Zhao¹, WANG Yao¹, NIU Feng¹, ZHANG Yangzi², LI Kui¹

(1. Province-ministry Joint Key Laboratory of Electromagnetic Field and Electrical Apparatus Reliability,

Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China; 2. State Grid Electric Power Company

of Taizhou Huangyan District, Zhejiang Taizhou 318020, China)

Abstract: The main drawback of fault arc detection method based on arc current characteristics is that there is only one information source, and it can lead to false action and refused action of arc fault circuit breaker. In order to solve this problem, this paper utilizes the electric field signal and magnetic field signal of arc radiation and arc current as the input signals, and proposes a fault arc detection method based on neural network and D-S evidence theory. Firstly, modulus maximum method is used to obtain the characteristics of arc radiation signal under various load current, and waveform similarity method is employed to get the characteristics of arc current signal. Secondly, The BP neural network is used to establish the mapping relationship between arc fault and each characteristic, and the fault arc identification rate of each characteristic variable is obtained. Finally, all of the identification rates are taken as the input of D-S evidence theory method to realize multi characteristic information fusion. The experimental results under typical load prove that the proposed method can effectively improve the detection accuracy of fault arc.

Key words: fault arc; electromagnetic radiation signal; neural network; D-S evidence theory

0 引言

电弧是穿过绝缘介质的电气辉光放电现象, 通

常伴随着电极的局部挥发, 其两电极之间为5 000~15 000 ℃温度的等离子体^[1-2], 研究表明2~10 A的电弧电流就可以产生2 000~4 000 ℃的局部高温, 0.5 A

收稿日期: 2018-07-07; 修回日期: 2018-09-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(51607055); 河北省高等学校科学技术研究项目(QN2014148); 河北省自然科学基金项目(E2015202143); 河北省硕士研究生创新资助项目(201545); 河北省高等学校创新团队领军人才培养计划(LJRC003)。

Project Supported by National Science Foundation Project(51607055), Technological Research Projects of Universities in Hebei Province(QN2014148), National Science Foundation Project of Hebei Province(E2015202143), Master's Innovation Subsidy Project of Hebei Province(201545), Innovation Team Leading Talents Training Program of Universities in Hebei Province(LJRC003).

的电弧电流就足以引起火灾^[3-8]。

尽管人们在低压配电网中采用了断路器、熔断器和剩余电流保护器等一系列保护装置,对于维护系统的可靠性、稳定性和减少电气火灾起到很大作用,但是这些保护装置无法对故障电弧进行有效保护^[8]。并且随着智能电网的发展,低压配电网中采用电力电子技术的非线性负荷的种类不断增多,如电子节能灯、变频空调、微波炉等。实验表明,大量非线性负荷可能导致线路电流波形与故障电弧电流波形十分相近,而且在非线性负荷回路中正常电弧的电流波形与故障电弧的电流波形也难以区分^[9],因此仅仅依靠故障电弧的电压、电流波形特征无法实现非线性负荷条件下故障电弧的准确检测,容易造成保护装置误动作或拒动作。

近年来,随着非电量检测技术和信号处理技术的发展,人们注意到配电柜中出现故障电弧时除了电流、电压的变化外还伴生一系列声、光、化学和热效应,根据这些物理现象发展出多种新故障电弧检测方法,如紫外线检测法、弧声检测法、热电离法和超高频信号检测法等^[10-13]。上述新方法摆脱了传统检测方法以故障电弧电压、电流为研究对象的局限性,提高了配电柜故障电弧的检测精度,并实现了故障电弧的预警^[12-13]。其中,电弧电磁辐射信号特征及其在故障识别中的应用正成为新的研究热点。Charles J. Kim利用环形天线和棒状天线测量并研究了120 V、2 A故障电弧的电磁辐射时域特性,研究表明,在不需信号放大的情况下示波器可以直接测得天线感应的电磁辐射信号,其频率范围为几千赫兹到几十兆赫兹,验证了利用电弧电磁辐射进行低电压、小电流故障检测的可行性^[14]。美国电力科学研究院 Kermit Phipps 等人在美国某大城市闹市区街道的检修井中进行了一项实验,他们利用市网电压产生一个120 V、2 A故障电弧,在距其90 m(300 inch)处成功测得了故障电弧发出的电磁辐射信号,进一步验证了利用故障电弧电场和磁场辐射信号进行配电线路故障识别的可行性^[15]。

多源信息融合又称为多传感信息融合,是20世纪70年代提出来的,军事应用是该技术诞生的起因。事实上,人类和自然界中其他动物对客观事物的认知过程,就是对多源信息的融合过程。信息融合是一种多层次、多方面的处理过程,包括对多源数据进行检测、相关、组合和估计,从而提高状态和身份估计的精度,以及对战场态势和威胁的重要程度进行适时完整的评价。从该定义可以看出,信息融合是在几个层次上完成对多源信息处理的过程,

其中每一个层次反映对原始观测数据不同级别的抽象^[16]。根据融合系统中数据抽象的层次,融合可划分为3个级别:数据级融合、特征级融合、决策级融合。其中,特征级和决策级的融合不要求多传感器是同类的^[16],所以,文中对这两种结构的融合方法着重研究。特征级多源信息融合结构图见图1(a),决策级多源信息融合结构图见图1(b)。

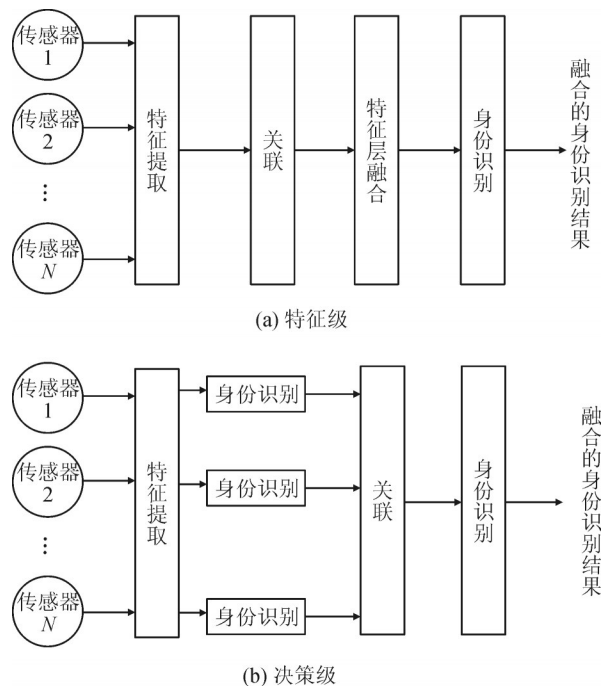


图1 多源信息融合结构图

Fig. 1 The structure diagram of multi-source information fusion

电弧是一种有声、发光、发热的气体放电行为,可向外界发射声波、电磁波等,同时在电路中表现为非线性阻抗性质,导致线路电压、电流发生畸变。电弧的各种特性之间具有一定的独立性,同一时刻不同物理特征的强弱表现可能不同。根据多源信息融合理论,在 N 个传感器融合系统中,如果至少存在两个传感器观测质量较好,则融合系统的检测性能就可明显优于单个传感器。因此,利用故障电弧电磁辐射信号特征与电流信号特征的有效信息融合,从理论上可以提高故障电弧的识别能力。因此文中提出一种基于神经网络和D-S证据理论的故障电弧识别方法。将故障电弧电流信号、电弧辐射的电场信号、磁场信号分别进行特征分析和提取,利用BP神经网络分别将3种信号实现特征级的信息融合,最后利用D-S证据理论对神经网络识别结果决策级的多特征信息融合,实现故障检测,以克服当前电弧故障检测信息源单一的不足,提高故障检测精度。

1 故障电弧试验平台的搭建与数据采集

1.1 串联故障电弧试验

串联电弧试验平台是该实验的核心,包括集成电弧发生装置、数据采集部分及系统控制等部分,见图2。电弧发生装置是根据美国UL1699标准设计的,包括一个固定电极和一个移动电极,固定电极采用直径为6.4 mm的石墨棒,移动电极采用末端尖锐、直径为10.0 mm的铜棒。移动电极在步进电机和丝杠机构的带动下进行水平运动,当两个电极拉开一定距离时,两极之间的电场使空气击穿并维持高能量放电,从而产生电弧。该装置可以模拟低压配电系统中连接松动、接触不良等情况下的串联电弧故障,其供电电源为220 V、50 Hz的低压单相交流电。文中利用该故障电弧模拟试验平台进行数据采集。



图2 串联电弧试验平台

Fig. 2 The testing platform of series arc

根据家用和类似场合下用电系统中的实际情况,确定了电弧故障试验的典型用电负载,包括线性用电设备和非线性用电设备。线性负载为50 Ω 纯阻性负载,非线性负载有吸尘器、微波炉、电磁炉等。研究表明线性负荷下故障电弧电场辐射频率在30 MHz以下,磁场辐射频率在20 kHz以下^[15],经分析后文中选取0~250 kHz频率段的信号。采用电流传感器、电场探头和磁场探头来采集故障电弧信号与正常工作时的信号,并用示波器显示、存储,见图3,示波器带宽为25 MHz,能有效保证捕捉到实时瞬态信号。

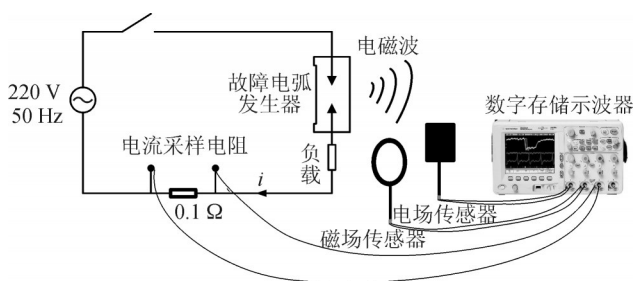


图3 实验电路原理图

Fig. 3 Schematic diagram of the experimental circuit

试验中,考虑通过对比试验研究背景噪声对信号测量的影响,通过分析频谱选取了工作频率范围在0~250 kHz范围的电磁炉为典型影响源;考虑到距离衰减对信号测量的影响,加入不同距离范围和墙壁遮挡因素的实验组;考虑到屏蔽因素,加入铁壶和配电柜组的实验;考虑到传感器方位对测量的影响,实验中加入不同方位测量的对照实验。

1.2 电弧故障数据分析

进行多次重复试验,采集每一负载正常和故障情况下的电流、电场、磁场数据。示波器采样频率设为4M。一组阻性负载的故障电流信号实测波形见图4,微波炉负载的电流信号实测波形见图5,吸尘器负载的电流信号实测波形见图6。通过对比可知,阻性负载故障时电流存在明显的“零休”现象,而非线性负载在正常时由于畸变也会出现“零休”现象,这造成了单纯利用电流信号进行故障区分的困难。

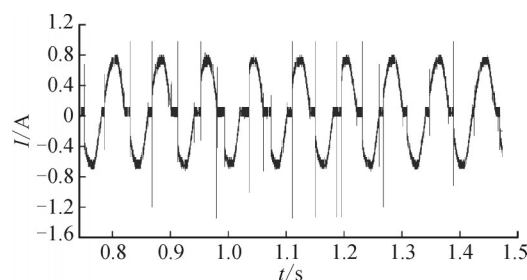


图4 阻性负载下故障电弧电流信号波形

Fig. 4 Waveform of fault arc current signal under resistive load

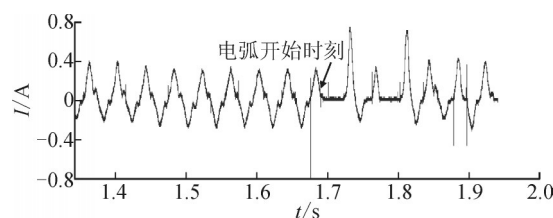


图5 微波炉负载下电流信号波形

Fig. 5 Waveform of current signal under microwave load

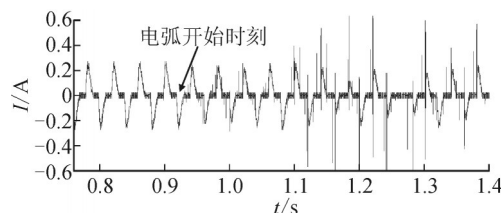


图6 吸尘器负载下电流信号波形

Fig. 6 Waveform of the current signal under vacuum cleaner load

阻性负载下磁场信号波形见图7,调光灯负载下电场信号波形见图8,电磁炉负载下电场信号的波形见图9。对比发现,不论是电场信号还是磁场

信号故障前后波形幅值变化明显,并且不依赖于负载类型,因此可用于故障区分。

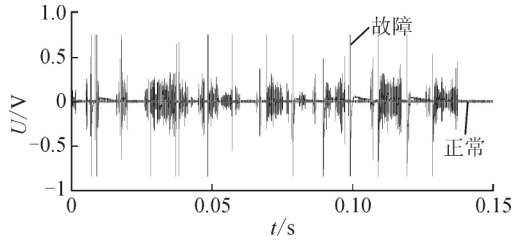


图7 阻性负载下磁场信号波形

Fig. 7 Waveform of the magnetic field signal under resistive load

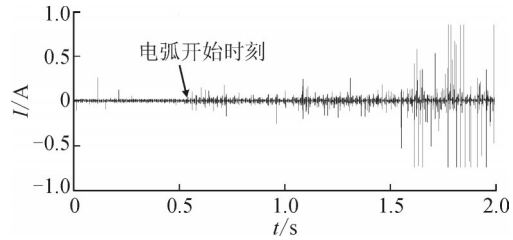


图8 调光灯负载下电场信号波形

Fig. 8 Waveform of the magnetic field signal under dimming light load

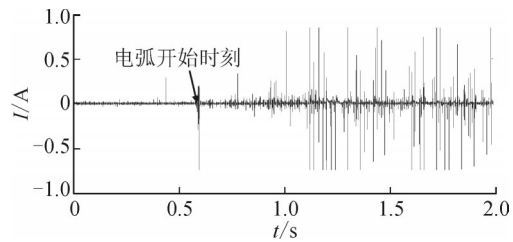


图9 电磁炉负载下磁场信号波形

Fig. 9 Waveform of the magnetic field signal under electromagnetic oven load

2 串联电弧故障特征提取

2.1 利用波形相似法提取电流信号特征

波形比较法是先求取相邻周期电流的电流差值,然后取其绝对值,最后以该值的平均值作为衡量相邻两周期电流波形的差异^[17]。

假设每个周期电流的采样点数为 N ,周期数是 n ,相邻两周期的电流采样值分别是 i_{k-1} , i_k 。

$$\Delta i_k(j) = i_k(j) - i_{k-1}(j) \quad (1)$$

$$j = 1, 2, \dots, N; k = 2, 3, \dots, n$$

电流差值 $\Delta i_k(j)$ 的绝对值在一个周期内的平均值

$$\delta_k = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |\Delta i_k(j)| \quad (2)$$

δ_k 反映了相邻两周期电流差异的大小,但 δ_k 直接受线路电流大小的影响,如果直接作为故障电弧诊断依据,则很难确定诊断阈值。因此,波形比较法采用归一化对 δ_k 进行处理,即计算出第 k 周期电流绝对值的平均值

$$I_k = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |i_k(j)| \quad (3)$$

由此计算出

$$\beta_k = \frac{\delta_k}{I_k} \quad (4)$$

波形相似度 β_k 为一个无量纲值,因此利用 β_k 可以消除由于线路电流大小可能对电流波形变化判断的影响^[17]。

利用波形比较法对电流信号进行分析处理,分别计算出阻性负载正常工作时和发生电弧故障时电流波形的特征值 β_k ,每周期采样点数 N 为5 000,10个周期的 β_k 见表1。

表1 阻性负载下电流波形相似度 β_k

Table 1 The similarity β_k of current waveform under resistive load

β_k	正常工作情况	故障电弧情况
β_2	0.095 3	0.141 0
β_3	0.095 5	0.136 4
β_4	0.095 8	0.117 3
β_5	0.098 0	1.357 1
β_6	0.096 6	0.612 3
β_7	0.099 2	0.138 0
β_8	0.097 7	0.135 6
β_9	0.095 8	0.132 2
β_{10}	0.095 9	0.287 4

从表1可以看出,正常工作情况下电流波形相似度 β_k 值小于0.10,而故障电弧时 β_k 值大于0.10。

对典型非线性负载下的电流信号进行分析,在正常工作和故障电弧发生下,电流波形相似度有明显不同。在调光灯负载下进行试验,得到的电流波形相似度,其每周期采样点数 N 为4 000,计算了10个周期的 β_k 见表2。

表2 调光灯负载下电流波形相似度 β_k

Table 2 The similarity β_k of current waveform under dimmer light load

β_k	正常工作情况	故障电弧情况
β_2	0.643 9	1.125 1
β_3	0.647 0	1.150 1
β_4	0.598 9	1.218 9
β_5	0.614 3	1.244 6
β_6	0.640 2	1.429 5
β_7	0.593 4	1.127 5
β_8	0.598 0	1.206 4
β_9	0.595 1	1.213 7
β_{10}	0.597 6	1.256 8

从表2可以看出,非线性负载正常工作情况下

电流波形相似度 β_k 值在 0.5~0.7 之间波动, 而故障电弧时值大于 1.0。

综上所述, 通过波形比较法计算出的 β_k 值可作为电流信号的故障特征值。

2.2 故障电弧电磁信号的特征提取

由于电场、磁场信号幅值波动比较大, 随机性强, 根据该特点, 可选取信号的模极大值作为故障特征值。将每组电场信号、磁场信号数据分别按周期求取模极大值, 并求相邻两周期的平均值, 得到 k 周期的电场特征值 Z_k 和磁场特征值 Z'_k , 见表 3、4。

表3 阻性负载下电场信号特征值 Z_k
Table 3 The eigenvalues Z_k of electric field signals under resistive load

电场特征值	正常工作情况	故障电弧情况
Z_2	0.094 3	1.509 3
Z_3	0.096 2	1.375 3
Z_4	0.096 2	1.434 3
Z_5	0.096 2	1.772 8
Z_6	0.096 2	2.946 8
Z_7	0.323 4	1.791 6

表4 阻性负载下磁场信号特征值 Z'_k
Table 4 The eigenvalues Z'_k of magnetic field signals under resistive load

磁场特征值	正常工作情况	故障电弧情况
Z'_2	0.093 1	1.730 8
Z'_3	0.096 3	2.133 4
Z'_4	0.093 1	2.572 9
Z'_5	0.093 1	2.422 9
Z'_6	0.096 3	1.451 5
Z'_7	0.177 5	1.791 6

对非线性负载的信号也采用相同的处理方法, 处理结果见表 5。

表5 非线性负载下 $Z_k(Z'_k)$ 结果
Table 5 $Z_k(Z'_k)$ results of nonlinear load operation

工况	$Z_k(Z'_k)$	正常工作情况	故障电弧情况
电场	Z_2	0.033 7	4.650 6
	Z_3	0.025 5	2.397 3
磁场	Z'_2	0.036 5	4.650 6
	Z'_3	0.048 6	2.397 3

从图 7-9 波形来看, 电场信号、磁场信号波动幅度比较大, 随机性强, 因此所选取特征值必须能反映数据的本质特性。表 3-5 中数据表明, Z_k 值可反映数据的特征, 在阻性负载与非线性负载情况下均有明显的故障区分效果, 因此 Z_k 可作为故障电弧电场信号和磁场信号的故障特征值。

3 基于 BP 神经网络和 D-S 证据理论的多源信息融合诊断

在串联电弧故障检测中, 只对单一信号进行故障检测会受故障电弧随机性及不稳定性的影响, 容易造成故障误判别。电弧发生后不仅电流波形发生变化, 同时向外界发射声波、电磁波等。文中利用多传感器采集电弧故障和正常工作时的电流信号、电场信号、磁场信号, 进行多源信息融合, 提高检测性能。利用 BP 神经网络算法将故障电弧电流信号特征值与电弧辐射的电场、磁场信号特征值进行信息融合, 并利用 D-S 证据理论对神经网络识别结果进行融合, 进一步提高故障电弧的识别能力, 见图 10。

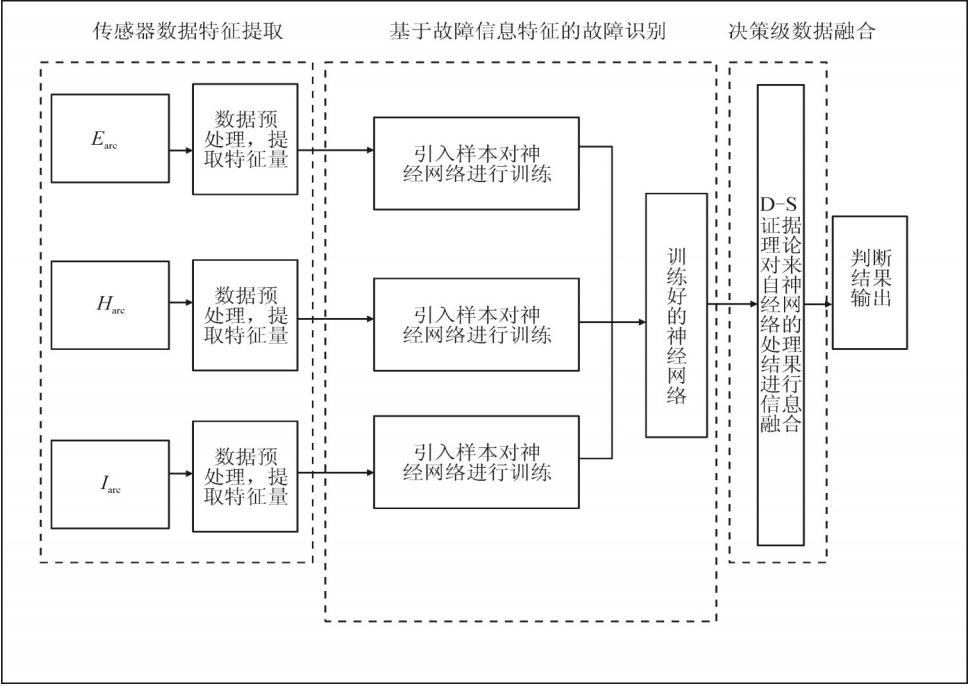


图 10 基于神经网络和 D-S 证据理论的多源信息融合框图

Fig. 10 The diagram of multi-source information fusion method based on neural network and D-S evidence theory

3.1 基于神经网络的故障识别

3.1.1 BP神经网络训练方法

BP网络的学习规则通过反向传播来调整网络的权值和阈值,以使网络误差的平方和最小,即在最速下降方向上不断调整网络的权值和阈值^[18]。而且BP网络具有强大的非线性映射能力和泛化功能,在隐含层节点可以根据需要自由设置的情况下,用3层前向神经网络可以实现以任意精度逼近任意连续函数。近几年来,神经网络理论得到了快速的发展^[18-21],并且符合组件在线故障诊断要求。BP神经网络是一种3层前馈网络,是当今应用最广泛、最成熟的神经网络^[18]。3层前馈神经网络的结构图见图11。

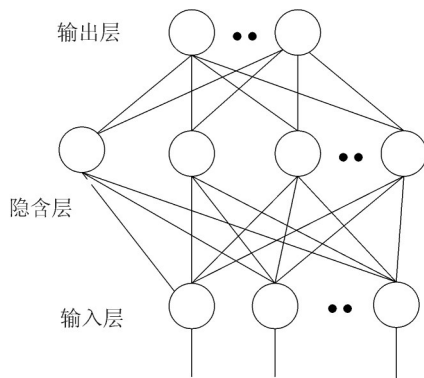


图11 3层前馈神经网络

Fig. 11 The three-layer feedforward neural network

将所提取的故障电弧电流信号特征值、电场信号特征值、磁场信号特征值归一化后分别作为BP神经网络的输入特征向量,是否发生故障电弧作为输出,即输入层神经元个数为1,输出层神经元个数为1,并确定隐层神经元个数为5。网络训练中,选用S型传输函数logsig和纯线性传递函数purelin作为隐层和输出层的传递函数,训练函数选用梯度下降自适应学习率训练函数traingdx。

选取各负载正常故障情况下的80组数据,利用第2章所述方法对各信号进行特征提取后作为网络的输入向量。取其中40组作为网络训练样本,其余作为测试样本。设置最大训练次数为500次,训练精度0.01,最小梯度0.01。

3.1.2 利用BP神经网络进行单特征的故障识别

综合负载下网络训练的收敛情况见图12,网络经150次达到训练精度要求。随机选取样本对网络进行测试,测得网络的故障识别率是97.222%,部分网络测试的输出结果见表6。

上述测试结果验证了网络的有效性,选用调光灯、吸尘器、电磁炉、微波炉、空调的正常与故障数

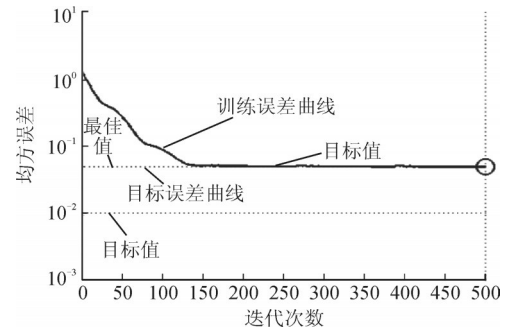


图12 神经网络训练过程

Fig. 12 The neural network training process

表6 非线性负载下神经网络测试结果

Table 6 Testing result of neural network under nonlinear load

负载类型		输出结果与期望值				
微波炉	输出值	故障	1.143 1	0.994 6	1.011 3	0.933 5
		正常	-0.011 8	0.067 3	-0.142 4	0.004 9
	期望值	故障	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0
		正常	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
吸尘器	输出值	故障	0.159 4	0.704 8	0.580 3	1.133 2
		正常	-0.043 5	0.036 1	0.454 8	-0.133 5
	期望值	故障	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0
		正常	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
调光灯	输出值	故障	0.991 9	0.067 3	1.011 3	0.974 3
		正常	0.016 9	0.029 9	0.025 3	0.159 4
	期望值	故障	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0
		正常	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
电磁炉	输出值	故障	1.083 7	1.144 2	0.980 1	0.959 7
		正常	-0.084 2	-0.144 7	0.018 9	0.039 9
	期望值	故障	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.000 0
		正常	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0

据共40组进行单特征故障识别,各故障识别率见表7。

3.2 基于D-S证据理论的决策级故障识别

证据理论是 Dempster 提出并经 Shafer 完善的,故又称为 D-S 理论。D-S 理论通过合成规则将来自两个或多个证据体的信任函数融合为一个新的信任函数,以融合后的函数作为决策依据,原理如下^[22]:

设 Θ 为识别框架,定义函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 满足条件: $m(\phi)=0$ (ϕ 为空集), $\sum m(A)=1(A \in 2^\Theta)$, 则称 $m(A)$ 为框架 Θ 上的基本概率指派(BPA): 当 $A \neq \Theta$ 时, $m(A)$ 表示对命题 A 的精确信任程度,即对 A 的直接支持; 当 $A = \Theta$ 时, $m(\Theta)$ 表示证据的不确定性^[22]。

D-S 合成规则为: 设 $m_1, m_2, \dots, m_n$ 是识别框架 Θ 上不同证据的 BPA, 则它们的正交和 $m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n$ 可确定为

表7 神经网络识别结果

Table 7 The identification results of neural network

负载类型	特征量	故障识别率/%
电阻	Z_k	100.000
	Z'_k	99.855
	β_k	100.000
微波炉	Z_k	92.000
	Z'_k	93.562
	β_k	89.796
吸尘器	Z_k	70.000
	Z'_k	86.000
	β_k	77.551
调光灯	Z_k	97.297
	Z'_k	60.417
	β_k	90.000
电磁炉	Z_k	70.000
	Z'_k	78.000
	β_k	100.000

表8 D-S证据理论融合结果

Table 8 Results of D-S evidence theory fusion

负载类型	特征量	单特征故障识别率/%	多特征故障识别率/%
电阻	Z_k	100.000	100.00
	Z'_k	99.855	
	β_k	100.000	
微波炉	Z_k	92.000	100.00
	Z'_k	93.562	
	β_k	89.796	
吸尘器	Z_k	70.000	99.94
	Z'_k	86.000	
	β_k	77.551	
调光灯	Z_k	97.297	99.99
	Z'_k	60.417	
	β_k	90.000	
电磁炉	Z_k	70.000	100.00
	Z'_k	78.000	
	β_k	100.000	

$$m(A) = \frac{\sum_{B \cap A_i = A} \prod_{j=1}^n m_j(A_i)}{1 - \sum_{B \cap A_i = \phi} \prod_{j=1}^n m_j(A_i)} \quad (5)$$

式(5)即为D-S理论的融合公式,可以把若干条独立证据组合起来得到证据的融合结果^[22-23]。

将神经网络的故障识别率作为D-S证据理论的输入BPA,将3种传感器测得的故障率根据式(5)进行融合,融合结果见表8。从表8中结果可看出,经D-S证据理论进行决策级融合后故障识别率显著提高。

4 结论

通过对串联电弧故障进行模拟实验,提出一种基于BP神经网络和D-S证据理论的故障识别方法。分析得到以下结论:

1)在分析电弧电磁辐射信号的基础上,提出采用电弧辐射的电场信号、磁场信号作为检测信号,利用模极大值提取电弧电场信号、磁场信号特征量。

2)提出一种基于BP神经网络和D-S证据理论的故障电弧识别方法。利用BP神经网络分别对所提取的故障电弧电流信号、电场信号、磁场信号特征量进行单特征故障识别,最后利用D-S证据理论将神经网络识别结果进行多特征故障识别,实现决策级的信息融合。

在几种典型负载情况下的试验结果表明,论文提出的方法识别准确率在99%以上,可以提高故障电弧检测精度。然而实际线路运行情况非常复杂,仍需要进行进一步研究和验证,如:研究各种负载类别及容量对特征值及其变化的影响,研究同时存在正常工作线路和有部分线路发生故障电弧时的特征值及其变化。

参考文献:

[1] ZHANG Ruixiang, SONG Zhengxiang. Arc fault detection method based on signal energy distribution in frequency band[C]//Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference. Shanghai, China: [s.n.], 2012: 1-4.

[2] 王其平. 电器电弧理论[M]. 北京: 机械工业出版社, 1991. WANG Qiping. Electric arc theory[M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 1991.

[3] General requirements for arc fault detection devices: IEC 62606 ed1. 0:2013[S]. 2013.

[4] Underwriter Laboratories Inc. UL standard for safety for arc-fault circuit-interrupters: UL 1699—2008[S]. 2008.

[5] 贾宁, 李宏文, 魏幼平, 等. 一种新型电弧故障断路器的研究[J]. 低压电器, 2011(1): 18-21. JIA Ning, LI Hongwen, WEI Youping, et al. Research on a novel arc fault circuit interrupter[J]. Low Voltage Apparatus, 2011(1): 18-21.

[6] 陈德桂. 低压电弧故障断路器——一种新型低压保护电器[J]. 低压电器, 2007(3): 7-9. CHEN Degui. The arc-fault circuit interrupter——A new low voltage protection apparatus[J]. Low Voltage Apparatus, 2007(3): 7-9.

[7] POR C S, CHOO K L, JIAN L Y. A study of arc fault current in low voltage switchboard[C]//IEEE Conference on Sus-

- tainable Utilization and Development in Engineering and Technology. Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE, 2012: 52-56.
- [8] GREGORY G D, SCOTT G W. The arc-fault circuit interrupter: an emerging product[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1998, 34(5):928-933.
- [9] 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电弧故障识别[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.
- [10] 卢永芳. 基于信息融合的配电柜故障电弧预报警系统算法研究[D]. 焦作: 河南理工大学, 2010.
LU Yongfang. Research on early-warning and forecasting system algorithm for distributor fault arc based on information fusion[D]. Jiaozuo: Henan Polytechnic University, 2010.
- [11] ZHANG Ruixiang, SONG Zhengxiang. Arc fault detection method based on signal energy distribution in frequency band[C]//Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference. Shanghai, China: [s.n.], 2012:1-4.
- [12] 杨建红, 张认成, 杜建华. 基于多信息融合的故障电弧保护系统的应用研究[J]. 高压电器, 2007, 43(3):194-196.
YANG Jianhong, ZHANG Rencheng, DU Jianhua. Study on application of arcing protective system faults based on multiple information fusion[J]. High Voltage Apparatus, 2007, 43(3):194-196.
- [13] SIDHU T S, SAGOO G S, SACHDEV M S. Multi-sensor secondary device for detection of low-level arcing faults in metal-clad MCC switchgear panel[J]. IEEE Trans. on Power Delivery, 2002, 17(1): 129-134.
- [14] KIM C J. Electromagnetic radiation behavior of low-voltage arcing fault[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24(1): 416-423.
- [15] PHIPPS K, COOKE T, DORR D, et al. Frequency phenomenon and algorithms for arc detection[C]//IEEE International Symposium on Electromagnetic Compatibility. Fort Lauderdale, FL: IEEE, 2010:183-188.
- [16] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜, 等. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2010.
HAN Chongzhao, ZHU Hongyan, DUANG Zhansheng, et al. Multi-source information fusion[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2010.
- [17] 孙 鹏, 秦 猛. 采用波形比较法的串联故障电弧快速诊断技术[J]. 低压电器, 2013(20):5-7.
SUN Peng, QIN Meng. Rapid diagnosis technique of series fault arc using waveform comparison method[J]. Low Voltage Apparatus, 2013(20):5-7.
- [18] 王元章, 李智华, 吴春华, 等. 基于BP神经网络的光伏组件在线故障诊断[J]. 电网技术, 2013, 37(8):2094-2100.
WANG Yuanzhang, LI Zhihua, WU Chunhua, et al. A Survey of online fault diagnosis for PV module based on BP neural network[J]. Power System Technology, 2013, 37(8): 2094-2100.
- [19] 陈昌松, 段善旭, 殷进军. 基于神经网络的光伏阵列发电预测模型的设计[J]. 电工技术学报, 2009, 24(9): 153-158.
CHEN Changsong, DUAN Shanxu, YIN Jinjun. Design of photovoltaic array power forecasting model based on neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(9):153-158.
- [20] 兰琴丽, 章乐多. BP神经网络在光伏发电系统故障诊断中的应用[J]. 通信电源技术, 2011, 28(4):38-40.
LAN Qinli, ZHANG Leduo. Application of BP neural network in fault diagnosis of solar photovoltaic system[J]. Telecom Power Technology, 2011, 28(4):38-40.
- [21] BEN S C, OUALI M. Comparison of fuzzy logic and neural network in maximum power point tracker for PV systems[J]. Electric Power Systems Research, 2011, 81(1):43-50.
- [22] 敖蕾蕾, 王慧芳, 张 弛, 等. 基于D-S证据理论的输变电设备状态检修多目标群决策[J]. 电网技术, 2014, 38(6): 1627-1633.
AO Leilei, WANG Huifang, ZHANG Chi, et al. Multi-objective and group decision-making research based on D-S evidence theory in condition-based maintenance for transmission and transformation equipment[J]. Power System Technology, 2014, 38(6):1627-1633.
- [23] 李先锋, 朱伟兴, 孔令东, 等. 基于SVM和D-S证据理论的多特征融合杂草识别方法[J]. 农业机械学报, 2011, 42(11): 164-168.
LI Xianfeng, ZHU Weixing, KONG Lingdong, et al. Method of multi-feature fusion based on SVM and D-S evidence theory in weed recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(11):164-168.
- 陈 照(1990—), 女, 硕士研究生, 研究方向为故障电弧检测与电器智能化技术。
- 王 尧(1981—), 男, 博士, 讲师, 研究方向为故障电弧检测与电器智能化技术。
- 牛 峰(1986—), 男, 博士, 讲师, 研究方向为电机系统、电器智能化。
- 张洋子(1992—), 男, 本科, 工程师, 研究方向为故障电弧检测。
- 李 奎(1965—), 男, 教授, 博士研究生导师, 研究方向为电器智能化理论与技术、电器可靠性理论与试验技术。