

王智勇,郭凤仪,王海潮,等. 矿用栓接电缆接头松动故障识别方法研究[J]. 煤炭学报, 2016, 41(4): 1045–1051. doi: 10.13225/j.cnki.jccs.2015.1150

Wang Zhiyong, Guo Fengyi, Wang Haichao, et al. Research on identification methods of looseness fault in coal-mine bolted cable joint[J]. Journal of China Coal Society, 2016, 41(4): 1045–1051. doi: 10.13225/j.cnki.jccs.2015.1150

矿用栓接电缆接头松动故障识别方法研究

王智勇¹, 郭凤仪¹, 王海潮², 陈艳君¹, 王 贺¹, 郑志强¹

(1. 辽宁工程技术大学 电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105; 2. 煤炭科学技术研究院有限公司 检测分院, 北京 100013)

摘 要: 利用自研的实验平台开展了不同松动程度、负载电流和负载类型条件下的电缆接头松动故障实验, 研究了不同条件下栓接电缆接头的温度特性、接触电压和回路电流特性。提出 1 种基于小波能量熵和概率神经网络(PNN)的松动故障识别方法。采用小波变换对电流信号进行多分辨率分析, 提取电流能量熵作为松动故障的典型特征, 作为 PNN 松动故障识别模型的输入向量。利用 newpnn 函数创建 PNN 模型, 采用循环寻优法对该模型的扩展参数 S 进行优化。分析了训练样本数量以及高频电磁噪声对模型识别准确率的影响。测试结果表明, 该方法能够有效识别矿用栓接电缆接头的电连接松动故障。

关键词: 栓接电缆接头; 松动故障; 热电特性; PNN; 电流能量熵

中图分类号: TD685 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-9993(2016)04-1045-07

Research on identification methods of looseness fault in coal-mine bolted cable joint

WANG Zhi-yong¹, GUO Feng-yi¹, WANG Hai-chao², CHEN Yan-jun¹, WANG He¹, ZHENG Zhi-qiang¹

(1. Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China; 2. Test Center of China Coal Research Institute, Beijing 100013, China)

Abstract: It's particularly important to recognize timely the electrical connection looseness fault of coal-mine bolted cable joints. Lots of looseness fault experiments under different loosening state, current and load conditions were carried out with self-developed experimental platform. The temperature characteristics, contact voltage and current characteristics of the loosening bolted cable joint under different conditions were studied. A new looseness fault identification method based on current energy entropy and Probabilistic Neural Network (PNN) was proposed. The multi-resolution analysis of current signal was conducted by using wavelet transform and the current energy entropy used as typical feature parameter of electrical connection looseness fault was extracted. Then the current energy entropy was put into the PNN fault identification model. The PNN fault identification model was established by using newpnn function with Matlab software and the spread parameter S was optimized by using Loop optimization method. The relationships between the identification accuracy and both the number of training samples and high frequency electromagnetic noise were also discussed. Lots of testing results show that the suggested method can identify the electrical connection looseness fault of coal-mine bolted cable joint effectively.

Key words: bolted cable joint; looseness fault; thermoelectric characteristics; PNN; current energy entropy

收稿日期: 2015-08-07 修回日期: 2015-11-04 责任编辑: 许书阁

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51277090); 辽宁省教育厅重点实验室基础研究资助项目(LZ2014024); 辽宁工程技术大学市场调研基金资助项目(SCDY2013020)

作者简介: 王智勇(1982—), 男, 辽宁葫芦岛人, 讲师, 博士研究生。E-mail: wangzhiyong_office@163.com

煤矿井下供电线路中,动力电缆与电气设备接线端之间普遍采用螺栓连接(栓接)。在矿用隔爆型电气设备内部更是存在着大量的螺栓连接点。在生产运行过程中,这类电气接点(即栓接电缆接头)因接线不牢、机械振动、电动斥力、移动电气设备时拉拽电缆等作用经常会处于电连接松动运行状态,造成接触电阻增加,继而产生辉光放电、电弧放电等物理现象^[1-2],最终导致电缆局部过热甚至引发火灾事故^[3-4]。矿用栓接电缆接头松动故障导致的电缆局部过热引发了 70% 以上的矿用电缆火灾事故^[5-6]。因栓接电缆接头松动故障引发的串联故障电弧是导致煤矿井下电气火灾的主要原因之一。由栓接电缆接头的电连接松动故障发展成串联故障电弧是一种由量变到质变的渐变过程。如果能够在电缆接头松动故障初期、故障电弧形成之前识别出这种故障,对于预防煤矿井下电气火灾具有重要意义。

国内外曾试图采用热继电器和熔断器、低压断路器、电缆温度监测系统等技术手段对供电线路进行过流保护、过热保护的方式来识别并预防因电连接点松动故障带来的电缆火灾事故^[5-7],但无法有效识别因火花放电、电弧放电而引发的电缆火灾事故^[8],尚不能满足安全生产的需要。

本文开展了不同松动程度、负载电流和负载类型条件下的电缆接头松动故障实验,分析了松动故障状态下栓接电缆接头的热电特性。建立了基于回路电流能量熵和 PNN 的松动故障识别模型,并对不同条件下的栓接电缆接头松动故障进行了故障识别,验证了该方法的有效性。

1 栓接电缆接头松动故障实验

1.1 实验方案

利用图 1 所示的实验平台开展不同条件下的松动故障实验。该实验平台由主电路、信号采集电路和数据处理系统构成^[9]。

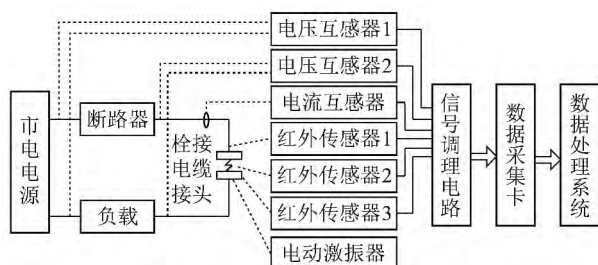


图 1 实验结构原理

Fig. 1 Experimental schematic structure

为模拟实际工况下电气设备的机械振动现象,利用 HEV-50 型高能电动式激振器对实验对象施加振

幅为 2.5 mm、频率为 3 Hz 的机械振动。通过 ACD30 型指针式扭矩扳手人为改变螺母的松紧程度来模拟电缆接头的松动故障。松动程度的大小用力矩进行衡量。通过改变螺栓的松动程度以及实验导线的振动状态,使实验对象具备拧紧、半松、全松、全松+振动共 4 种松动状态。实验螺栓的额定扭矩为 3 N·m。拧紧、半松和全松状态下螺栓的扭矩分别设定为 3, 1.5 和 0 N·m,半-全松状态时的螺栓扭矩为 1.0 N·m。

采取表 1 的单因素全面实验方案,每组实验持续 15 min,实验期间同步采集电源电压、接触电压、回路电流、接触温度、螺母温度和导线温度。

表 1 实验条件

Table 1 Experimental conditions

负载	组别	电流/功率因数	松动程度*
阻性负载	1~4	6 A	A, B, C, D
	5~8	9 A	A, B, C, E, **
	9~12	12 A	A, B, C, D
	13~16	15 A	A, B, C, D
阻感负载(9 A)	17~20	0.79	A, B, C, D
	21~24	0.83	A, B, C, D
	25~28	0.90	A, B, C, D
	29~32	0.95	A, B, C, D

注: * 为简化起见,分别用 A, B, C, D, E 代表拧紧、半松、全松、全松+振动、半-全松状态; ** 表示阻性负载回路电流 9 A 时,改做了 1 组“半-全松”条件下的松动故障实验。

1.2 数据分析

1.2.1 温度特性

图 2 为阻性负载、回路电流为 9 A 时,不同测温点的温度特性与栓接电缆接头松动状态之间的关系曲线。

由图 2 可见,某一时刻接触温度、螺母温度和导线温度之间的温差将随着松动程度的增加而变大。测温点距离接触点越远,则热阻越大,在散热条件恒定时,造成测温点与接触点之间的温差越大。当电缆接头处于拧紧状态时,接触电阻较小、接触温度较低,因此接触温度、螺母温度与导线温度之间差异较小,如图 2 所示。随着松动程度的增加,接触表面会出现火花放电现象,火花的高温作用导致接触温度迅速上升至接近 200 °C,由于该短暂时间内散热条件没变,因此各测温点的温度均迅速上升,并且螺母温度的上升速率远高于导线温度的上升速率,如图 2 所示。此时,螺母温度比导线温度更能够准确的表征电缆接头的受热状态。

图 3 为阻性负载在不同回路电流和松动状态下

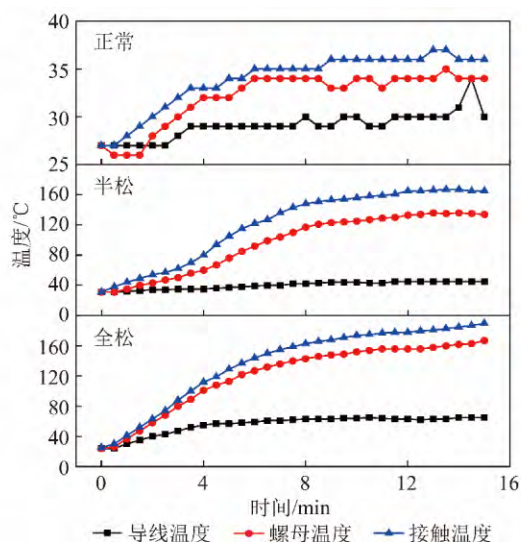


图2 不同松动状态条件下各个测温点的温度特性

Fig. 2 Temperature characteristics of three different locations under different loosening state conditions

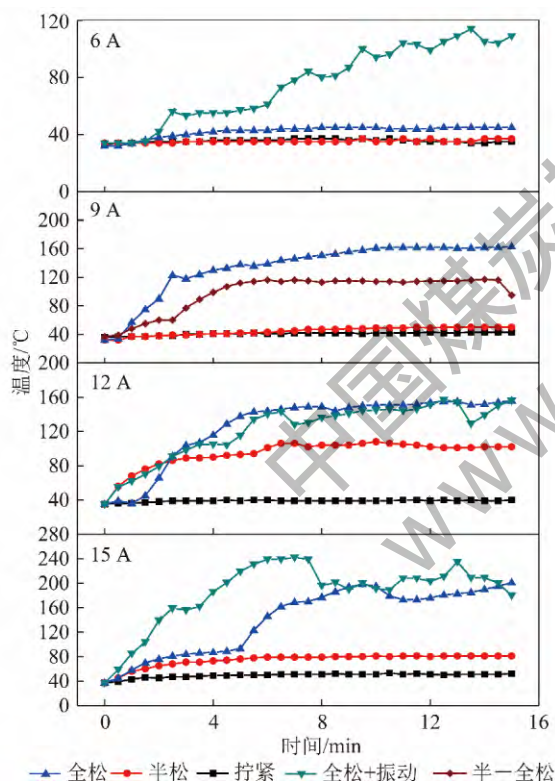


图3 不同回路电流和松动状态条件下的接触温度特性

Fig. 3 Contact temperature characteristics under different current and loosening state conditions

的接触温度特性曲线。由图3可知,栓接电缆接头的接触温度随着松动程度的增大而迅速上升,回路电流越大,接触温度增加越显著。当回路电流小于6 A时,即使是全松动状态也不会引起接触温度的显著增加,但是当回路电流达到12 A及以上时,半松动状态就会导致接触温度迅速升高到80℃以上。因此,当回路电流较大时,即使是很轻微的松动故障也会带来

严重的火灾隐患。

如前所述,温度传感器的安装位置对于准确识别栓接电缆接头的受热状态至关重要。然而,在实际应用中,温度传感器通常与电缆接头之间存在一定的安装距离,从而导致电缆接头松动状态时无法准确识别出过热状态。此外,温度信号的热惯性,使其无法满足实时性的要求。

1.2.2 电气特性

典型的接触电压波形如图4所示。当电流和负载保持不变时,4种不同松动状态下的接触电压波形存在明显的差异。随着松动程度的加剧,不仅接触电压的幅值增大,接触电压的波形还会由正弦波逐渐演变为三角波、小方波、马鞍波。实验发现,接触电压波形的畸变特征具有普遍性。

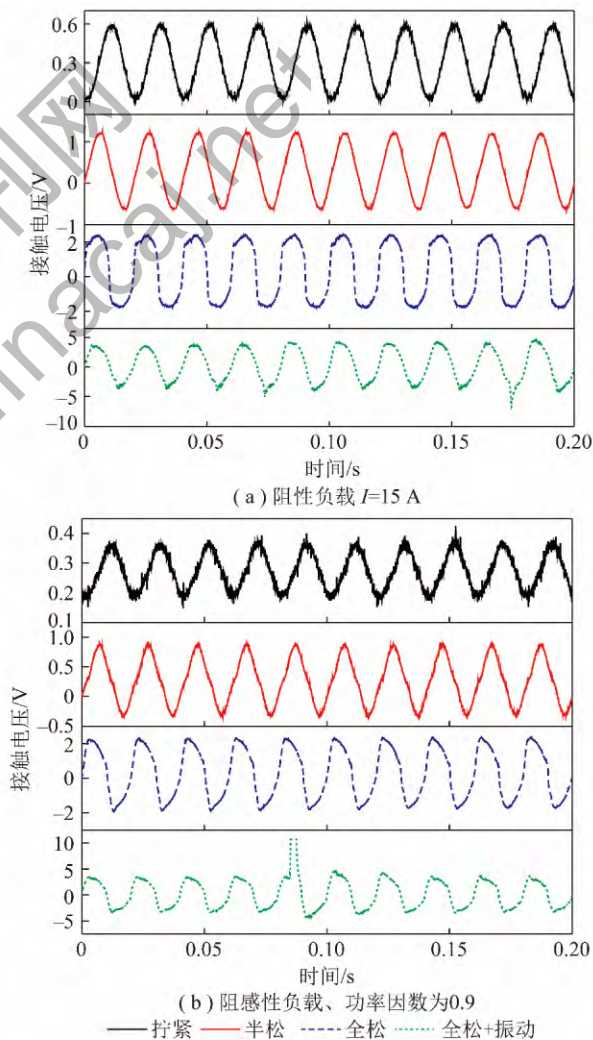


图4 典型的接触电压波形

Fig. 4 Typical contact voltage waveforms

松动程度加剧时接触表面产生的火花放电是造成接触电压幅值增大、波形畸变的主要原因。在拧紧状态下,较大的接触压力使栓接电缆接头的金属接触电阻保持在毫欧的数量级。此时,良好的电接触性能

使接触电压幅值较小、其波形为正弦波。随着松动程度的不断加剧,接触电阻逐渐增大,导致接触电压的幅值不断升高。同时,在接触表面会产生火花放电。火花放电的出现频率、电火花数量及其持续时间取决于火花间隙获得的能量。在半松动状态下,火花间隙的能量较少,火花放电不易出现,且其持续时间短,因此,接触电压波形为非常接近于正弦波的三角波。在全松动状态,火花放电的频率、火花数量及其持续时间均比半松动时明显增加,接触电压波形畸变为小方波。在振动状态下,接触表面极易出现火花放电,有时火花放电还会演变为持续燃烧的电弧放电,此时接触电压波形为马鞍波。

因此,可以利用不同松动状态时接触电压波形的差异识别栓接电缆接头的松动故障。然而,当实际供电线路中栓接电缆接头数量较多时,检测接触电压需要安装大量的电压互感器,会造成施工不便,难以实施。因此,该方法更适用于对线路中某些极为重要的栓接电缆接头松动故障的识别。

图 5 为 15 A 电流下不同松动程度的回路电流波形。由图 5 很难直接看出不同松动程度下电流信号之间的差异。

无论是阻性负载还是阻感性负载,虽然在不同松动状态时电流波形的极差、周期、前冲、过冲、边沿斜率等特征参数会有所变化,但并不存在特定的变化规律,因此无法通过电流波形的上述时域特征直接识别松动故障。

鉴于回路电流信号易于测量,利用回路电流信号识别松动故障可以弥补温度传感器和电压互感器安装不方便、传感器数量多的不足,因此本文将在时-频域深入分析回路电流信号,以便获取不同松动故障的故障特征并进行故障识别。

2 松动故障特征的提取

2.1 小波变换与能量熵

小波变换是对信号进行时频分解的一种方法,能够把信号细分到不同的频带,由粗到细地逐步观察信号^[10-12]。在实际应用中,需要对某些特定时间或频段的信号进行小波分解。利用小波包可以将信号的原频带分解为 2^k 个子频带,从而实现频带细分、提高频域分辨率。

小波熵能够对信号的能量分布进行定量描述^[13],其定义表达式为

$$H = - \sum_{i=1}^M h(i) \lg(h(i)) \quad (1)$$

式中 H 为小波熵; M 为有限序列的长度; $h(i)$ 为频率

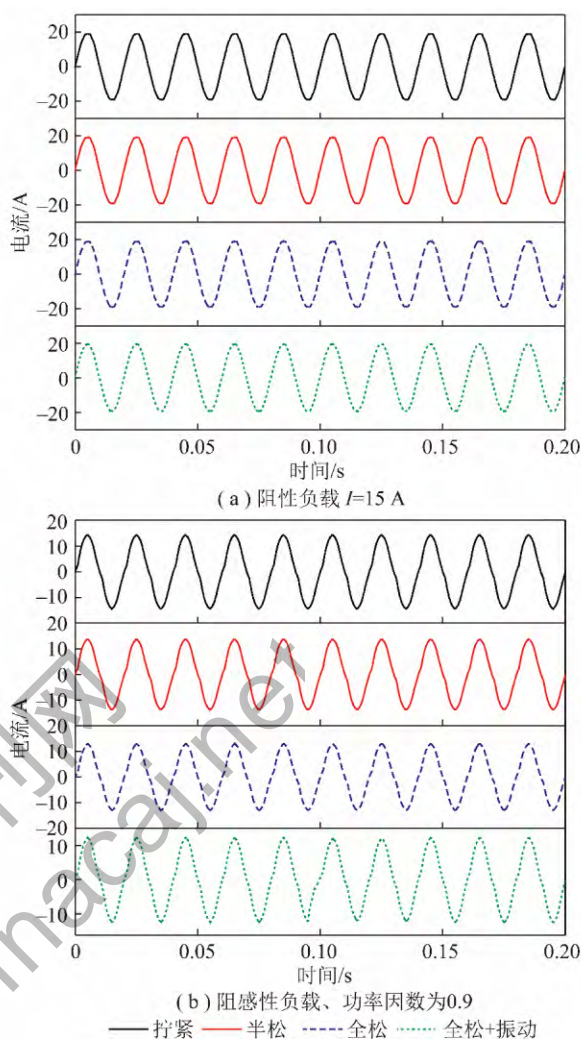


图 5 典型的回路电流波形

Fig. 5 Typical current waveforms

轴的概率,定义为归一化时频图像中每个频点下的幅度,该幅度可以视为有限序列对应采样点的概率,其表达式为

$$h(i) = \frac{p(i)}{P} \quad (2)$$

式中 $p(i)$ 为第 i 个序列点下的幅值; P 为 i 个 $p(i)$ 之和。

2.2 频带能量特征提取

栓接电缆接头松动故障时产生的火花放电会对各个频带内的能量产生较大影响。因此,可以对回路电流信号进行小波包分解,然后计算主要频带内的能量分布,最终提取松动故障的特征参数。具体操作步骤如下:

(1) 信号分解与重构。选择 db4 小波作为小波包基函数对回路电流信号进行 4 层小波包分解,并对第 4 层各节点的小波包分解系数进行重构,得到 16 个频段的重构信号,它们分别代表原信号从低频段到高频段的信息。

(2) 求取包络谱。电流信号的能量主要集中在低频段,因此对第4层分解下的前3个节点进行 Hilbert 变换,求取它们的包络谱并进行谱分析。

(3) 特征向量提取。利用式(1)求取第4层分解下的前2个节点的包络谱的能量熵 $H = [H_1, H_2]$ 。

不同电流、不同松动程度条件下的能量熵表明,在回路电流相同时,绝大多数情况下,松动故障状态时的能量熵要比正常运行状态下的大。这说明,熵可以用来表征信号的能量分布情况,回路电流的能量熵可以作为松动故障的典型特征参数。

3 基于 PNN 松动故障的识别

3.1 PNN 的结构及其工作原理

概率神经网络(PNN)是一种基于贝叶斯决策理论的径向基神经网络,具有结构简单、训练容易、实时性强、易于硬件实现等优点^[14-15],在模式识别领域获得了广泛应用。

概率神经网络由输入层、隐含层、求和层和输出层组成,如图6所示。输入层用于接收训练样本,将样本数据传递给隐含层的各神经元节点。输入层神经元的个数与输入向量的长度相等。隐含层是径向基层,用于计算输入向量与训练集中各个类别的匹配关系。求和层用于计算某1类别的概率估计,求和层的神经元个数与类别数相同。输出层由竞争神经元构成,用于计算样本数据所属的类别。输出层神经元的个数与类别数相同。输出层接收求和层的输出,先做简单的阈值辨别,再将所有输出层神经元中具有最大后验概率密度的神经元输出为1,即所对应的类别为样本数据的所属类别,其余神经元输出为全为0。

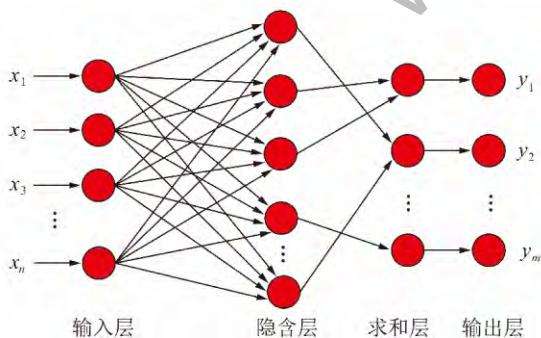


图6 PNN 的结构

Fig. 6 Structure of PNN

3.2 松动故障识别的具体实现

(1) PNN 识别模型的建立。

针对矿用栓接电缆接头的电连接松动故障,从每组实验结果中选取 N 个典型样本进行训练。以训练样本特征参数 $H = [H_1, H_2]$ 的归一值作为 PNN 的输

入,利用二进制输出来表达电缆接头的4种运行状态:3种松动故障(半松、全松、全松+振动)和1种正常状态(拧紧),即:1000代表拧紧状态,0100代表半松状态,0010代表全松状态,0001代表全松+振动状态(9 A 电流时,0001代表半-全松状态)。

应用 Matlab 提供的 newpnn 函数创建 PNN 网络,其语法格式为: $\text{net} = \text{newpnn}(\mathbf{P}, \mathbf{T}, \mathbf{S})$ 。其中 \mathbf{P} 为输入向量; \mathbf{T} 为目标向量; \mathbf{S} 为扩展参数,表示 PNN 网络的扩散速度,默认值为 0.1。该网络以激励函数 radbas 函数作为径向基函数,权值向量设置为输入向量的转置 \mathbf{P}^T ,阈值向量元素全部设置为 0.8326/S,使径向基函数在加权输入向量值为 $\pm S$ 时的输出值为 0.5。该网络以激励函数 compet 函数作为竞争神经元函数,无阈值向量,权值向量为目标向量 \mathbf{T} 。

(2) PNN 识别模型的优化。

PNN 松动故障识别模型的扩展参数 S 以及训练样本的数量对识别准确率有较大影响。

采用循环寻优法求取扩展参数 S 的最佳值。对于特定的 PNN 松动故障识别模型,使训练样本、测试样本、输入向量和目标向量保持不变,在 0.0001 ~ 0.05 范围内以 0.0001 为步长改变 S ,统计计算训练样本和测试样本识别结果的平均准确率,以平均准确率最高为原则确定 S 。

图7给出了阻性负载、电流为 15 A 实验条件下,训练样本数和测试样本数分别为 160 组和 40 组时,扩展参数 S 与识别准确率之间的循环计算结果。由图7可知,随着 S 的增加,平均准确率先增加后减小,当 $S = 0.0037$ 时,平均准确率最大,达到 99.5%。这是因为,隐含层以输入向量和权值矩阵之间的欧氏距离作为输入,扩展参数 S 为反映隐含层输出对输入响应宽度的参数。当 S 太大时,响应宽度变宽,使不同类型样本的输出部分重叠而产生混淆,因此识别准确率下降;而当 S 太小时,输出对输入的响应范围变窄,导致部分样本的输出为 0,使识别准确率下降^[16-17]。

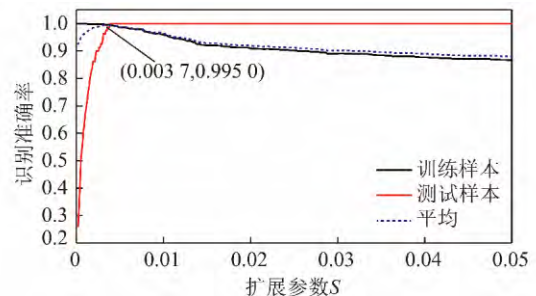


图7 扩展参数 S 对识别准确率的影响

Fig. 7 Effect of parameter S on identification accuracy

以阻性负载、回路电流为 15 A 实验条件为例,分

析松动故障的识别准确率与训练样本数量之间的关系。对该实验条件下的 4 种松动状态,分别随机选取 200 个回路电流波形作为训练样本和测试样本,然后按照训练样本数与测试样本数之比分别为 180/20, 160/40, 140/60, 120/80, 100/100 的原则将样本数据分为 5 组,分别利用扩展参数 S 优化后的 PNN 松动故障识别模型进行故障识别,识别结果如图 8 所示。

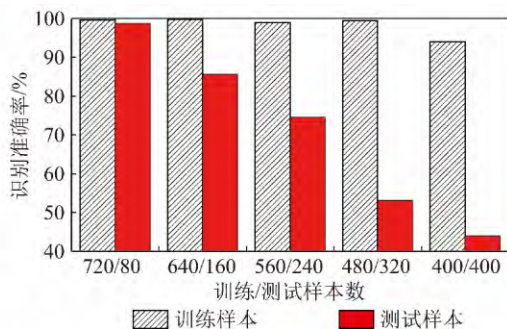


图 8 训练样本数与测试样本数之比对识别准确率的影响
Fig. 8 Effect of the ratio of the number of training samples and that of testing samples on identification accuracy

图 8 表明,训练样本的数量对训练样本的识别准确率影响不大,均能达到 90% 以上。但是,随着训练样本数量的减少,测试样本的识别准确率急剧下降。因此,实际应用时需要选取较多的训练样本对 PNN 识别模型进行训练,以保证达到较高的识别准确率。

3.3 PNN 识别模型的兼容性分析

鉴于煤矿井下供电线路中大量使用变频器等非线性负载,会使回路电流波形掺杂有大量的高频电磁噪声分量,从而会改变训练样本的质量,进而影响到 PNN 识别模型的识别准确率。

对每种实验条件下的回路电流波形,再次随机选取 200 组样本数据,用于进一步测试高频电磁噪声信号对 PNN 松动故障模型识别准确率的影响。本文采用幅值、均值、方差分别为 1, 0.09 的高斯白噪声模拟现场电气设备产生的高频电磁噪声。利用扩展参数 S 优化后 PNN 故障识别模型,分别对每种实验条件下的有/无叠加高斯白噪声的电流样本进行模型训练与故障识别,训练样本数为 180,测试样本数为 20,得到有/无高频白噪声信号作用下该模型的识别准确率对比结果,如图 9 所示。

图 9 表明,基于回路电流能量熵和 PNN 故障识别模型的松动故障识别方法,其故障识别的准确率高 于 80%,可以用于识别栓接电缆接头的电连接松动故障。

4 结 论

(1) 正常运行情况下,导线温度能够表征电缆接

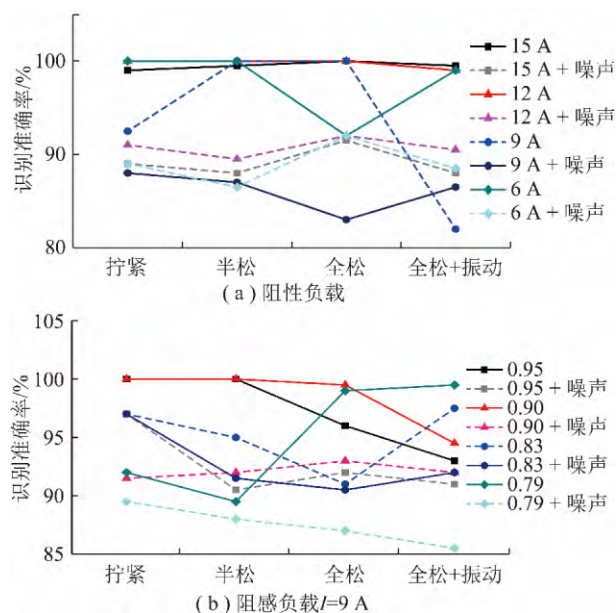


图 9 有/无叠加高斯白噪声时 PNN 松动故障识别模型的识别准确率

Fig. 9 Identification results with and without Gaussian white noise

头的受热状态;当发生松动故障时,螺母温度能够反映电缆接头的受热状态。

(2) 接触电压能够直观地反映栓接电缆接头的松动故障。随着松动程度的增大,接触电压幅值增加,波形畸变更加严重。

(3) 回路电流的能量熵能够反映栓接电缆接头的松动状态。随着松动程度的加剧,回路电流的能量熵增加。以此故障特征作为输入向量,利用 PNN 故障识别模型可以有效识别栓接电缆接头的电连接松动故障。

(4) 优化 PNN 故障识别模型的扩展参数 S 、增加训练样本的数量、减少回路电流信号中的高频电磁噪声,可以有效地提高 PNN 故障识别模型的识别准确率。

参考文献:

- [1] Paul G Slade. Electrical contacts-principles and applications [M]. New York: Marcel Dekker Inc. 1999: 438 - 468.
- [2] 许良军, 芦娜, 林雪燕, 等. 电接触理论、应用与技术 [M]. 北京: 机械工业出版社 2010: 256 - 262.
Xu Liangjun, Lu Na, Lin Xueyan, et al. Electrical contacts-fundamentals, applications and technology [M]. Beijing: China Machine Press 2010: 256 - 262.
- [3] Zhou Xin, Schoepf Thomas. Detection and formation process of overheated electrical joints due to faulty connections [A]. Proceedings of 26th International Conference on Electrical Contacts, jointly held with 4th International Conference on Reliability of Electrical Products & Electrical Contacts [C]. Beijing 2012: 288 - 295.

- [4] Wilson C, McIntosh G, Roland S Timsit. Contact spot temperature and the temperature of external surfaces in an electrical connection [A]. Proceedings of 26th International Conference on Electrical Contacts jointly held with 4th International Conference on Reliability of Electrical Products & Electrical Contacts [C]. Beijing, 2012: 12–17.
- [5] 齐建伟, 宋建成. 矿井高压电缆接头温度在线监测系统的研究[J]. 工矿自动化, 2009, 34(12): 32–34.
Qi Jianwei, Song Jiancheng. Research of on-line monitoring system for temperature of high-voltage cable joint of mine [J]. Industry and Mine Automation, 2009, 34(12): 32–34.
- [6] 温欣玲, 周旭东, 赵东波. 煤矿高压电缆接头实时温度监控系统设计[J]. 煤炭科学技术, 2008, 36(6): 86–89.
Wen Xinling, Zhou Xudong, Zhao Dongbo. Design on on-time temperature monitoring and control system of mine high voltage cable junction [J]. Coal Science and Technology, 2008, 36(6): 86–89.
- [7] 彭超, 赵健康, 苗付贵. 分布式光纤测温技术在线监测电缆温度[J]. 高电压技术, 2006, 32(8): 43–45.
Peng Chao, Zhao Jiankang, Miao Fugui. Distributed temperature system applied in cable temperature measurement [J]. High Voltage Engineering, 2006, 32(8): 43–45.
- [8] John J Shea. Glowing contact physics [A]. Proceedings of 52nd IEEE Holm Conference on Electrical Contacts [C]. Montreal, Canada, 2006: 48–57.
- [9] 郭凤仪, 陈艳君, 王智勇, 等. 基于 WVD 和 OEW 算法识别矿用栓接电缆电连接松动故障[J]. 煤炭学报, 2015, 40(9): 2218–2224.
Guo Fengyi, Chen Yanjun, Wang Zhiyong, et al. Identification of electric connection looseness fault for mining bolt cable based on WVD and OEW algorithm [J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(9): 2218–2224.
- [10] 孙继平, 余杰. 基于小波的煤岩图像特征抽取与识别[J]. 煤炭学报, 2013, 38(10): 1900–1905.
Sun Jiping, She Jie. Wavelet-based coal-rock image feature extraction and recognition [J]. Journal of China Coal Society, 2013, 38(10): 1900–1905.
- [11] Lu Wenke, Zhu Changchun, Liu Junhua, et al. Study of wavelet transform type high-current transformer [J]. Journal of Coal Science & Engineering(China), 2002, 8(2): 75–79.
- [12] 王军号, 孟祥瑞, 吴宏伟. 基于小波包与 EKF-RBF 神经网络辨识的瓦斯传感器故障诊断[J]. 煤炭学报, 2011, 36(5): 867–872.
Wang Junhao, Meng Xiangrui, Wu Hongwei. Gas sensor fault diagnosis based on wavelet packet and EKF-RBF neural network identification [J]. Journal of China Coal Society, 2011, 36(5): 867–872.
- [13] Shi Yufeng, Jin Fengxiang. An outlier recognition approach in surveying data based on information entropy [J]. Journal of Coal Science & Engineering(China), 2003, 9(1): 100–103.
- [14] 王柏生, 倪一清, 高赞明. 用概率神经网络进行结构损伤位置识别[J]. 振动工程学报, 2001, 14(1): 60–65.
Wang Baisheng, Ni Yiqing, Gao Zanming. Structural damage localization using probabilistic neural network [J]. Journal of Vibration Engineering, 2001, 14(1): 60–65.
- [15] 陈明. MATLAB 神经网络原理与实例精解[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013: 205–208.
Chen Ming. Matlab neural network theory and example solution [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013: 205–208.
- [16] 贾勇, 何正友, 赵静, 等. 基于小波熵和概率神经网络的配电网电压暂降源识别方法[J]. 电网技术, 2009, 33(16): 63–69.
Jia Yong, He Zhengyou, Zhao Jing, et al. A method to identify voltage sag sources in distribution network based on wavelet entropy and probability neural network [J]. Power System Technology, 2009, 33(16): 63–69.
- [17] Marizan Bin Sulaiman, Adnan H Tawafan, Zulkifilie Bin Ibrahim. Detection of high impedance fault using a probabilistic neural-network classifier [J]. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2013, 53(2): 180–191.