

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107380

# 基于深度信念网络的变频电机局部放电起始电压预测\*

李佩宜<sup>1</sup>, 王鹏<sup>1</sup>, 张羲海<sup>2</sup>, 王健<sup>2</sup>, 郭厚霖<sup>1</sup>

(1. 四川大学电气工程学院 成都 610065; 2. 西南交通大学电气工程学院 成都 610031)

**摘要:**局部放电是导致变频电机匝间绝缘过早失效的主要原因,匝间绝缘局部放电起始电压(PDIV)的预测对变频电机绝缘设计具有重要意义,因此提出一种基于深度信念网络的匝间绝缘PDIV预测方法。首先建立基于汤逊理论的局部放电仿真模型,计算不同仿真参数下匝间绝缘模型的PDIV;其次分析匝间绝缘PDIV的影响因素,建立深度信念网络提取影响因素和PDIV之间的非线性关系;然后根据仿真分析与试验测试,验证本文所提方法的有效性;最后通过平均影响值算法探究了匝间绝缘PDIV的主要影响因素。实验结果表明,该方法预测结果的最大相对误差为5.9%,为变频电机匝间绝缘设计和状态评估提供了新思路。

**关键词:**匝间绝缘;局部放电起始电压;深度信念网络;平均影响值算法

**中图分类号:** TH17 TM85 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

## Prediction of partial discharge inception voltage for inverter-fed motor based on deep belief network

Li Peiyi<sup>1</sup>, Wang Peng<sup>1</sup>, Zhang Xihai<sup>2</sup>, Wang Jian<sup>2</sup>, Guo Houlin<sup>1</sup>

(1. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

**Abstract:** Partial discharge (PD) is the main cause of premature failure for the turn-to-turn insulation system in the inverter-fed motor. The prediction of PD inception voltage (PDIV) for the turn-to-turn insulation plays a significant role in the insulation design of inverter-fed motors. Therefore, a PDIV prediction method for turn-to-turn insulation based on the deep belief network (DBN) is proposed in this paper. Firstly, a PD simulation model is formulated, which is based on Townsend theory. The PDIV of different simulation parameters for the turn-to-turn insulation is calculated. Secondly, the influence factors of PDIV on the turn-to-turn insulation are analyzed. The DBN is implemented to mine the non-linear relationship between the influence factors and the PDIV. Furthermore, the effectiveness of the proposed method is evaluated by simulation analysis and experiment. Finally, the principal influence factors of the turn-to-turn insulation are investigated by the mean impact value algorithm. The case study demonstrates that the max relative error of the proposed method is 5.9%. It provides a novel idea for the condition assessment and insulation design of inverter-fed motors.

**Keywords:** turn-to-turn insulation; partial discharge inception voltage; deep belief network; mean impact value

## 0 引言

电力电子装置驱动的变频电机广泛应用于工业生产领域,其绝缘可靠性问题直接影响电机能否安全稳定运行。传统电机在老化过程中,受到电应力、热应力和机械应力等多种因素的共同作用。与传统三相交流电机和直

流电机不同,变频电机存在端部过电压和绕组内部电压分布不均的现象,绝缘系统局部位置承受过高的电应力,当空间电场强度超过局部放电起始场强时,绝缘系统会发生局部放电<sup>[1-2]</sup>。对于低压变频电机,绝缘系统内部一旦发生局部放电,放电脉冲会打断绝缘材料大分子链并造成绝缘材料的迅速劣化甚至失效<sup>[3-4]</sup>。国内外学者对变频电机的失效机理基本达成共识,绝缘系统内部的局

收稿日期:2021-01-13 Received Date: 2021-01-13

\* 基金项目:国家自然科学基金(51977134)项目资助

部放电是造成绝缘失效的主要因素,电应力成为导致绝缘失效的主要应力<sup>[2-5]</sup>。为保证变频电机安全稳定运行,应确保局部放电起始电压(partial discharge inception voltage, PDIV)高于变频电机承受的电应力。而匝间绝缘是整机绝缘系统中最薄弱的环节,也是电机故障发生率最高的部位之一<sup>[6]</sup>,研究匝间绝缘的 PDIV 可为变频电机的绝缘系统设计和运行状态的评估提供依据。

目前变频电机匝间绝缘 PDIV 方面的研究以试验方法为主<sup>[7-8]</sup>,该方法可以直观地测量匝间绝缘的 PDIV 并统计分析其放电特性,但是实验过程中的杂散参数不可避免的会影响 PDIV 的测量值。且现有实验研究主要针对实验结果得出定性结论,有待深入研究,所得结论无法适用于所有绝缘模型,有一定的局限性。因此有必要将试验研究和理论预测结合起来,寻找匝间绝缘 PDIV 的内在物理规律和影响因素,建立匝间绝缘 PDIV 预测模型,以便迅速准确的确定 PDIV,为变频电机绝缘系统设计提供依据。

现有的匝间绝缘 PDIV 预测方法主要基于巴申定律和流注放电理论进行计算<sup>[9-13]</sup>,基于数据驱动的预测方法则研究较少。文献[9]分别绘制巴申曲线和间隙两端电压随间隙距离变化曲线,逐渐增大电压并寻找两条曲线的交点,并将该交点对应的电压作为匝间绝缘模型的 PDIV;文献[10]利用巴申定律,计算了绞线对模型、线-地模型和母线板模型的 PDIV;文献[11]和[12]采用改进的巴申定律计算低压电机漆包线间的 PDIV。文献[13]将绝缘间隙中的电场线作为放电路径,积分计算是否有位置满足改进的 Schumann 判据条件,若有放电路径满足,则认为发生局部放电。而匝间绝缘间隙处于非均匀电场中,基于巴申定律的预测方法可能存在一定的误差,且现有研究未考虑环境因素对计算结果的影响。

近年来,随着人工智能与大数据技术的发展,大量的智能算法被应用于电气设备绝缘性能评估和预测领域<sup>[14-16]</sup>,且预测效果较好,初步证明了智能算法应用于该领域的可行性,因此本文选择基于数据驱动的方法预测 PDIV。局部放电受匝间绝缘结构参数和环境因素的影响,影响因素众多,各影响因素和 PDIV 之间的关系模型为高维非线性模型,关系较复杂,为挖掘影响因素和 PDIV 之间的深度特征,找到模型输入和输出之间的潜在关系,本文选择建立基于深度信念网络的低压变频电机匝间绝缘 PDIV 预测模型。

为快速准确的计算变频电机匝间绝缘 PDIV,本文提出了基于深度信念网络的局部放电起始电压预测方法。首先根据匝间绝缘局部放电影响因素选择相关物理量作为模型的特征变量,考虑环境因素的影响,基于汤逊理论计算不同特征变量下的匝间绝缘 PDIV,将其作为训练数据集;然后为建立输入变量和 PDIV 之间的高维非线性

关系模型,运用试验的方法调节深度信念网络参数并训练局部放电数据集,将预测结果与试验结果对比,验证了本文所提出方法的有效性、准确性与优越性;最后分析影响匝间绝缘 PDIV 的主要因素并给出提高匝间绝缘 PDIV 的方法,为变频电机绝缘状态评估提供依据。

## 1 匝间绝缘物理结构

变频电机线圈中通常浸渍绝缘树脂,以填充线圈间的空隙。但现有浸渍技术中使用的活性稀释剂存在挥发严重的问题,导致固化树脂中易产生微观气隙。且变频电机中的浸渍树脂均为有机成分,不具备耐电晕性能,无法有效提升变频电机的电气强度<sup>[17]</sup>,通常不将其作为提高局部放电起始电压的手段。在陡脉冲的作用下,浸渍树脂的匝间绝缘间依然存在发生局部放电的可能性<sup>[18]</sup>。因此为对变频电机匝间绝缘进行最保守的 PDIV 预测,本文对匝间绝缘结构进行简化,采用匝间绝缘漆包线空气间隙模型。

根据国家标准 GB/T 22720.1 规定<sup>[19]</sup>,可使用绞线对或相邻的平行线模型测试匝间绝缘电应力水平,本文研究对象为绞线对模型,如图 1 所示。漆包线一根接高压,另一根接地,两漆包线之间的气体为空气,以此模拟在匝间绝缘楔形间隙中发生的局部放电现象。

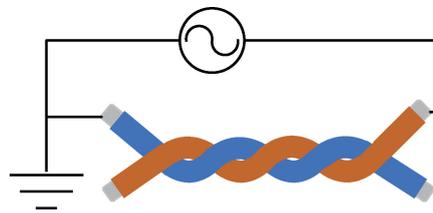


图 1 匝间绝缘绞线对模型

Fig. 1 The twisted pair model of turn-to-turn insulation

## 2 匝间绝缘局部放电起始电压预测方法

### 2.1 预测实现流程

由于局部放电起始电压测试的相关实验数据难以大量获取,所以本文利用 COMSOL Multiphysics 软件,基于汤逊放电理论仿真计算不同条件下的匝间绝缘间隙 PDIV,并将仿真计算结果作为训练数据,训练深度信念网络(deep belief network, DBN),以深入挖掘特征变量与 PDIV 之间的高维非线性关系,迅速准确的预测不同参数匝间绝缘模型的 PDIV。预测实现流程如图 2 所示,具体预测步骤为:

1) 将漆包线直径、绝缘层厚度、绝缘层相对介电常数和环境温度 4 个变量作为特征变量,基于汤逊放电理论

计算不同特征量的双绞线模型的 PDIV。

2) 将仿真计算所得数据归一化处理并作为训练样本, 通过对比散度 (contrastive divergence, CD) 算法与误差反向传播算法训练由多层受限玻尔兹曼机组成的 DBN, 训练结束后保存模型参数, 并将其用于测试集数据。

3) 将预测电压数据反归一化, 得到匝间绝缘模型 PDIV 预测值, 将预测结果与试验结果对比, 分析误差。

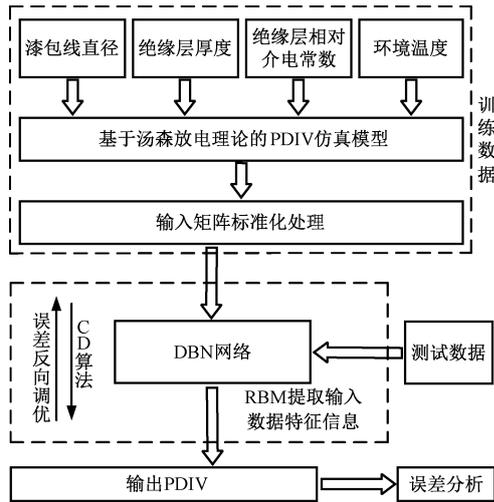


图2 匝间绝缘 PDIV 预测流程

Fig. 2 The flowchart for predicting PDIV of turn-to-turn insulation

### 2.2 基于汤逊放电机理的仿真计算

变频电机匝间绝缘的局部放电通常发生在漆包线间的楔形间隙中, 此放电间距较短, 电子碰撞电离次数有限, 电子崩难以发展成流注, 因此本文认为起始放电机理为汤逊放电, 其自持放电的条件为:

$$\gamma \left( \exp \left( \int_0^d \alpha(x) dx \right) - 1 \right) \geq 1 \quad (1)$$

基于汤逊放电机理, 仿真计算变频电机匝间绝缘 PDIV。在 COMSOL 软件中建立图 1 所示的双绞线几何模型, 双绞线之间的气体定义为空气, 相对介电常数  $\epsilon_0 = 1$ , 其电子碰撞电离系数来源于文献 [20]。与金属电极不同, 漆包线被绝缘层覆盖, 二次电子难以直接从绝缘层表面发射, 理论研究 [21] 和实验研究 [22] 均表明, 正离子在轰击过程中会使绝缘介质表面浅位阱内的入陷电子溢出, 因此本文认为二次电子来自接地漆包线绝缘层表面, 不考虑多层复合绝缘的影响, 取二次电子发射系数  $\gamma = 0.0025$  [13]。仿真计算 PDIV 的具体步骤如下:

1) 给定匝间绝缘模型的特征参数和加载电压值, 计算楔形间隙和绝缘层中的空间电场分布, 得到多条从漆包线表面不同位置起始的放电发展的轨迹;

2) 根据电场和环境参数确定不均匀电场中的碰撞电离系数  $\alpha(x)$ ;

3) 从绝缘层表面开始, 沿每一条放电发展路径计算并判断式 (1) 是否有位置满足。

若均不满足式 (1), 则认为在当前给定电压下不发生局部放电, 增加绞线对间的电压并重复上述步骤, 直到沿间隙中一条放电发展轨迹计算后满足式 (1), 并将此时的加载电压作为局部放电起始电压, 满足式 (1) 的路径则为局部放电起始的放电路径。

改变模型的几何参数和环境参数, 重复进行上述计算步骤多次, 将多组仿真计算所得数据作为深度信念网络的训练数据。

### 2.3 特征集的选取和数据处理

根据汤逊放电机理, 匝间绝缘是否满足产生局部放电的条件主要与初始电子数、放电轨迹长度、二次电子发射系数和电子碰撞电离系数有关。假设绝缘层间隙中初始电子数和二次电子发射系数为定值; 双绞线的放电轨迹与导线半径和绝缘层厚度有关; 电子碰撞电离系数可表示为:

$$\alpha = A \delta e^{-B\delta/E} \quad (2)$$

式中:  $A, B$  是和气体性质有关的常数;  $\delta$  表示气体密度, 与气压和环境温度有关;  $E$  表示电场强度。绝缘层介电常数会影响楔形气隙中的空间电场分布, 局部放电在标准大气压中进行, 因此本文考虑环境温度对气体密度及碰撞电离系数的影响。

综上所述, 本文选取漆包线直径、绝缘层厚度、绝缘层相对介电常数和环境温度这 4 个物理量作为预测局部放电起始电压模型的特征量。

改变特征变量的大小, 在不同条件下仿真计算得到多组训练数据。为了排除数据的数量级和量纲对预测精度与收敛速度带来的影响, 采用式 (3) 所示的方法对数据集进行标准化处理。

$$\tilde{x} = \frac{2x - \max(x) - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (3)$$

式中:  $\tilde{x}$  表示数据  $x$  标准化后的值, 其取值范围为  $[-1, 1]$ ;  $\max(x)$  与  $\min(x)$  分别表示某一类特征数据  $x$  的最大值和最小值。

### 2.4 受限玻尔兹曼机与深度信念网络

1) 受限玻尔兹曼机

受限玻尔兹曼机 (restricted Boltzmann machine, RBM) 是由隐藏层和可观测层组成的无向图模型 [23], 其结构如图 3 所示。隐藏层由互不相连的隐藏变量  $h$  组成, 可观测层由互不相连的可视变量  $v$  组成, 可观测层与隐藏层之间通过权重互相连接而形成一种全连接神经网络 [24]。

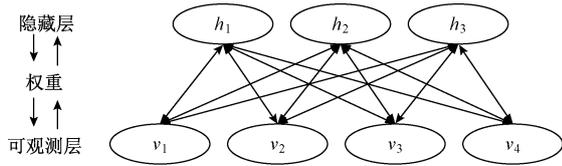


图3 受限玻尔兹曼机的结构  
Fig. 3 The structure of RBM

通过隐藏变量和可视变量的状态定义能量函数为:

$$E(\mathbf{v}, \mathbf{h} | \boldsymbol{\theta}) = - \sum_{i=1}^n a_i v_i - \sum_{j=1}^m b_j h_j - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m v_i w_{ij} h_j \quad (4)$$

式中:  $v_i$  表示可视变量的状态;  $h_j$  表示隐藏变量的状态;  $w_{ij}$  表示可视变量  $i$  与隐藏变量  $j$  之间的权重;  $a_i, b_j$  表示可视(隐藏)变量的偏置值,  $\boldsymbol{\theta} = (a_i, w_{ij}, b_j)$  表示 RBM 模型的参数。

根据式(4)所示的 RBM 能量函数, 计算可得 RBM 的联合概率密度分布函数为:

$$P(\mathbf{v}, \mathbf{h} | \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{Z(\boldsymbol{\theta})} e^{-E(\mathbf{v}, \mathbf{h} | \boldsymbol{\theta})} \quad (5)$$

式中:  $Z(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{\mathbf{v}, \mathbf{h}} e^{-E(\mathbf{v}, \mathbf{h} | \boldsymbol{\theta})}$  表示归一化因子, 代表 RBM 中所有变量能量函数的代数和。

可视(隐藏)变量之间相互独立。因此当已知可视(隐藏)变量时, 则可以计算隐藏(可视)变量的条件概率为:

$$\begin{cases} P(h_j = 1 | \mathbf{v}) = \sigma(b_j + \sum_{i=1}^n v_i w_{ij}) \\ P(v_i = 1 | \mathbf{h}) = \sigma(a_i + \sum_{j=1}^m w_{ij} h_j) \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $\sigma(\cdot)$  表示 RBM 的激活函数, 为了使网络最终达到平衡状态, 通常采用极大似然函数与梯度下降的方法最小化 RBM 网络能量函数。但是该方法在计算的过程中会消耗大量计算机资源, 因此本文采用对比散度(contrastive divergence, CD)算法<sup>[25]</sup>, 结合多次 Gibbs 采样更新迭代 RBM 模型参数, 计算方法为:

$$\begin{cases} \Delta w_{ij} = \alpha (\langle v_i h_j \rangle_{data} - \langle v_i h_j \rangle_{model}) \\ \Delta a_i = \alpha (\langle v_i \rangle_{data} - \langle v_i \rangle_{model}) \\ \Delta b_j = \alpha (\langle h_j \rangle_{data} - \langle h_j \rangle_{model}) \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\alpha$  代表学习率;  $\langle \cdot \rangle_{data}$  代表输入训练数据定义的数学期望;  $\langle \cdot \rangle_{model}$  代表输入模型数据定义的数学期望。

2) 深度信念网络

深度信念网络(deep belief network, DBN)<sup>[26]</sup> 由多层 RBM 和输出层神经元堆叠而成, 其结构如图4所示。多层 RBM 的作用是通过逐步提取输入数据的原始特征信息, 获取输入信息的深度特征, 进而挖掘输入变量与输出

变量的本征关系, 即寻找特征变量和 PDIV 值之间的本征关系。

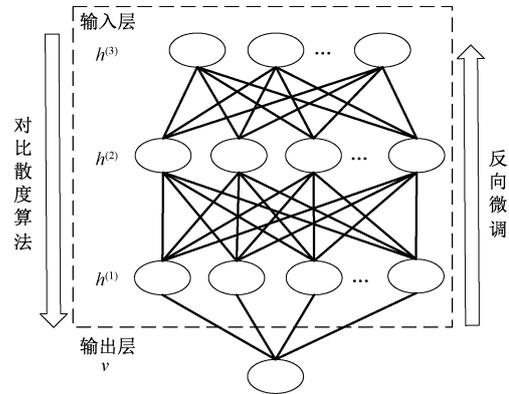


图4 深度信念网络的结构  
Fig. 4 The structure of DBN

DBN 网络的训练过程包括预训练和反向微调两部分。预训练过程运用 CD 算法, 无监督贪婪的训练每一层 RBM 重构训练误差并更新模型参数, 抽取输入数据的内在特征; 反向微调过程是将输入与输出之间的均方根误差作为训练过程的目标函数, 采用梯度下降的方法自下而上进行反向微调, 在满足训练误差或达到最大迭代次数后便完成训练。

2.5 误差分析

局部放电起始电压的误差分析是数据处理过程中最重要的环节。通过分析模型的 PDIV 输出结果与实验值的误差可以科学高效的评价预测模型的优劣, 深入指导工业生产与生活实际, 本文选取以下 4 个误差指标衡量预测模型的优劣。

1) 均方根误差 (root mean squared error, RMSE)

$$e_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \tilde{y}_i)^2} \quad (8)$$

2) 相关系数 (correlation coefficient,  $\rho^2$ )

$$\rho^2 = \frac{(N \sum_{i=1}^N y_i \tilde{y}_i - \sum_{i=1}^N \tilde{y}_i \sum_{i=1}^N y_i)^2}{(N \sum_{i=1}^N y_i^2 - (\sum_{i=1}^N y_i)^2) (N \sum_{i=1}^N \tilde{y}_i^2 - (\sum_{i=1}^N \tilde{y}_i)^2)} \quad (9)$$

3) 最大相对误差 (maximum relative error, MRE)

$$e_{MRE} = \max(\text{abs}((y_i - \tilde{y}_i)/\tilde{y}_i)) \quad (10)$$

4) 平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)

$$e_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{abs}(y_i - \tilde{y}_i) \quad (11)$$

式中:  $y_i$  表示第  $i$  组特征集对应的预测值;  $\tilde{y}_i$  表示第  $i$  组特征集对应的真实值。

### 3 方法验证与案例分析

为了验证本文所提出预测方法的合理性与准确性,首先运用 COMSOL 软件对间隙放电过程进行仿真并计算基于汤逊放电理论的 PDIV,其次将仿真得到的 PDIV 数据作为训练集样本,通过 DBN 进行训练,最后将训练模型的计算结果与试验数据对比,对比分析不同预测方法计算结果的优劣。

#### 3.1 仿真计算结果

根据匝间绝缘物理结构,基于汤逊放电理论计算不同匝间绝缘的 PDIV,并将其作为 DBN 模型的训练数据。匝间绝缘结构参数和环境温度变化范围如表 1 所示,部分仿真结果如表 2 所示。

表 1 特征参数变化范围

Table 1 The range of characteristic parameters

| 特征参数 | 漆包线直径<br>/mm | 绝缘层厚度<br>/ $\mu\text{m}$ | 绝缘层相对<br>介电常数 | 环境温度<br>/K       |
|------|--------------|--------------------------|---------------|------------------|
| 变化范围 | [0.4, 2.0]   | [16, 55]                 | [2.6, 4.5]    | [298.15, 423.15] |

表 2 部分 PDIV 仿真结果

Table 2 Partial simulation results of PDIV

| 漆包线直径<br>/mm | 绝缘层厚度<br>/ $\mu\text{m}$ | 绝缘层<br>相对介电常数 | 环境温度<br>/K | PDIV/V |
|--------------|--------------------------|---------------|------------|--------|
| 0.40         | 18                       | 5.53          | 298.15     | 581    |
| 1.06         | 30                       | 3.25          | 303.15     | 743    |
| 1.82         | 42                       | 3.77          | 330.15     | 801    |
| 1.50         | 33                       | 4.12          | 368.15     | 677    |
| 1.56         | 36                       | 4.19          | 369.15     | 688    |

匝间绝缘间隙的放电类型与间隙中气压和放电路径长度乘积( $pd$ )有关。考虑电场的均匀性,本文沿放电路径计算楔型间隙中的  $pd$  值,并将结果表示在漆包线表面,如图 5 所示。根据汤逊放电理论,计算局部放电起始位置,结果如图 6 所示。图 5 和 6 的计算结果表明,匝间绝缘漆包线模型在局部放电起始位置处的  $pd$  值小于 15 torr·cm,而汤逊放电与流注放电的分界点位于 200 torr·cm<sup>[27]</sup>,这一结果证明了应用汤逊放电理论仿真计算局部放电起始电压的合理性。

#### 3.2 深度信念网络参数选取

DBN 模型通过堆叠的 RBM 网络提取输入数据特征信息,但是过多的隐藏层数目与不恰当的激活函数不仅会降低网络的收敛速度,而且会影响 DBN 模型学习的准

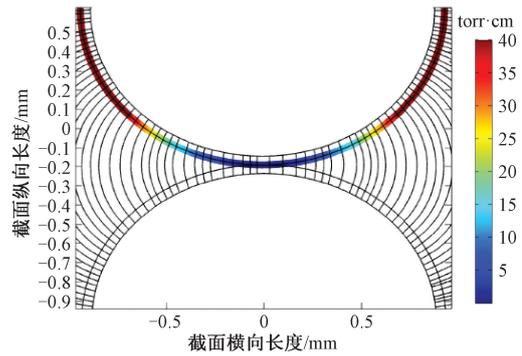


图 5 直径 1.62 mm 漆包线间隙  $pd$  分布截面图  
Fig. 5 Sectional view of the  $pd$  distribution diagram of gap between enameled wire with 1.62 mm diameter

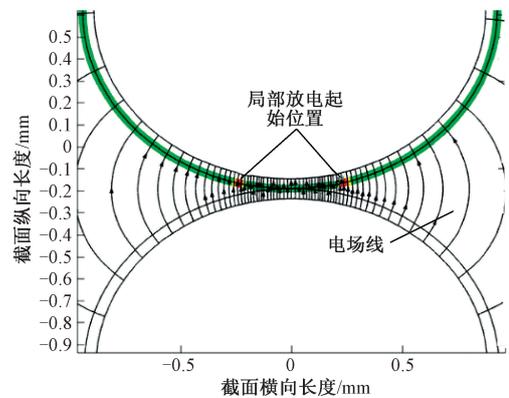


图 6 直径 1.62 mm 漆包线间隙的局部放电起始位置截面图  
Fig. 6 The starting position of the partial discharge in the gap of the diameter 1.62 mm enameled wire

确性,因此探究 DBN 网络隐藏层数目与激活函数类型对模型预测精度的影响具有现实意义。

为了构建 DBN 网络模型,首先运用 Xavier<sup>[28]</sup>方法初始化 DBN 网络权重,其次设置 DBN 网络的学习率为 0.001,最后根据 DBN 网络定义的损失函数,运用 RMSProp 算法<sup>[29]</sup>不断更新网络的权重,直到网络收敛或达到最大迭代次数为止。

在初始化 DBN 网络后,通过实验的方法研究网络结构层数与预测误差水平之间的关系,结果如图 7 所示。从图 7 中可以看出,当隐藏层从 1 层增加到 3 层时,网络的预测误差明显降低,这说明随着网络隐藏层数目的增加,DBN 逐渐掌握网络输入输出数据之间的内部关系;而当层数继续增加时,网络的预测误差逐步增加,这表明 DBN 网络出现了过拟合现象。因此为了保证网络训练的快速性与准确性,本文采用具有 3 个隐藏层结构的 DBN 网络,每一层神经元的数目分别定义为 10、15 和 5。

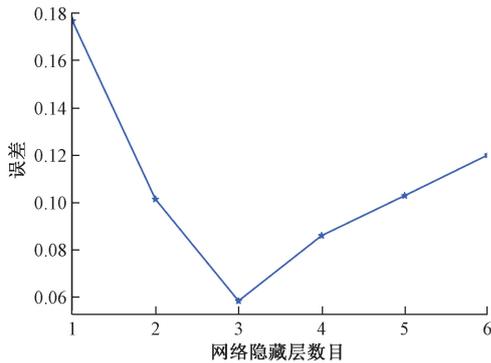


图7 网络隐藏层数与预测误差之间的关系

Fig. 7 The relationship between network layers and the error of prediction

确定 DBN 网络结构后,本文探究激活函数对网络收敛性能的影响,结果如图 8 所示。可以发现,在网络训练初期,3 种激活函数的预测误差都较大。随着迭代次数的增加,Tanh 激活函数的收敛速度最快,但是其最终的预测误差大;ReLU 激活函数虽然在迭代初期收敛速度比 Tanh 激活函数慢,但是其最终预测误差要明显小于 Tanh 激活函数和 Sigmoid 激活函数。因此选择 ReLU 为 DBN 网络的激活函数,循环迭代次数为 800 次。

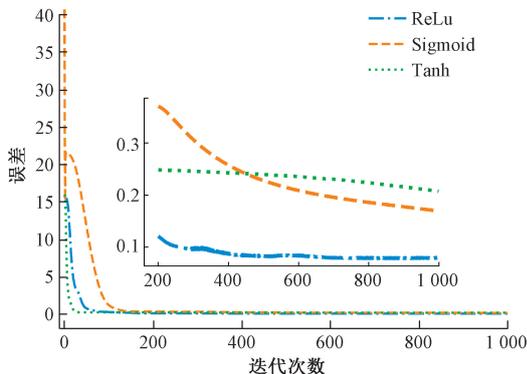


图8 激活函数与收敛性之间的关系

Fig. 8 The relationship between activation function and the performance of convergence

### 3.3 PDIV 预测结果对比

为了验证本文提出的 DBN 预测方法的可行性和优越性,将预测结果与改进 Schumann 判据对比<sup>[13]</sup>。DBN 模型的输入特征变量为漆包线直径、绝缘层厚度、绝缘层相对介电常数与环境温度,DBN 的初始化方法如 3.2 节,DBN 的输出为匝间绝缘 PDIV。将 DBN 模型的计算结果与汤逊理论仿真模型和改进 Schumann 判据<sup>[13]</sup>进行对比,如图 9 所示。

根据式(8)~(11)定义的误差指标,对比分析文献[13]提出的改进 Schumann 判据、本文运用的仿真模

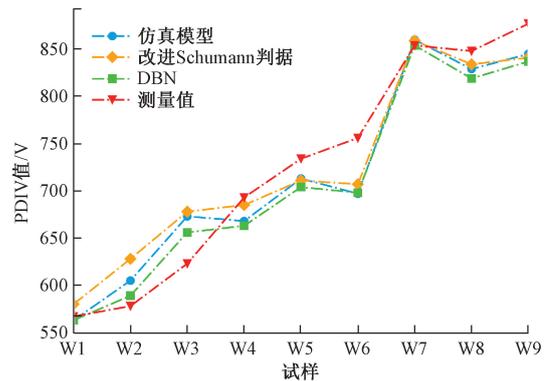


图9 预测值与测量值对比

Fig. 9 Comparison between the predicted value and experimental value

型与 DBN 方法的预测结果,如表 3 所示。误差分析结果表明,本文提出的基于 DBN 的 PDIV 预测方法误差最小,可快速准确地预测匝间绝缘的 PDIV,为变频电机的绝缘设计提供了一种新思路。

表3 不同预测方法的误差指标比较

Table 3 Error comparison of different prediction methods

| 误差指标       | 改进 Schumann 判据 | 仿真模型  | DBN 模型 |
|------------|----------------|-------|--------|
| $e_{RMSE}$ | 33.67          | 31.02 | 29.05  |
| $\rho^2$   | 0.929          | 0.935 | 0.947  |
| $e_{MRE}$  | 0.088          | 0.081 | 0.070  |
| $e_{MAE}$  | 28.11          | 25.56 | 25.00  |

### 3.4 试验验证

为了进一步验证 DBN 预测方法的有效性,本文试验测试了匝间绝缘漆包线模型的 PDIV,并将试验结果与预测结果对比。

为对匝间绝缘进行保守的测试和设计,在工频正弦电压下测试局部放电,图 10 为局部放电测试平台。功率放大器将信号发生器的输出信号放大,以产生高压,采用阻抗检测法检测漆包线楔形间隙中是否发生局部放电,PD-Base 采集并记录放电信号,并将结果传输到 PC 保存,漆包线模型放置在恒温箱中。采用连续升压法测试漆包线模型的 PDIV,逐步升高信号发生器的输出电压,直到系统检测到局部放电,记录此时试样两端的电压峰值并将其作为 PDIV。为了避免随机因素对测试结果产生影响,每种条件下测试 10 次,利用威布尔分布对测试的 PDIV 数据建模,取放电概率为 20% 的电压作为该漆包线结构参数和环境参数下的 PDIV。

漆包线直径和绝缘层厚度利用金相显微镜直接测量。为测量漆包线绝缘层的介电常数,将漆包线一端的绝缘漆刮掉,并在漆包线绝缘层外侧涂抹导电材料,以此制造两



图 10 局部放电测试平台  
Fig. 10 Test platform of PD

个电极,如图 11 所示。利用介谱仪在 50 Hz 条件下测量漆包线的电容  $C_p$ , 相对介电常数通过式(12)计算。

$$\epsilon_r = \left[ C_p \ln \left( \frac{D_{out}}{D_{in}} \right) \right] / (2\pi \epsilon_0 l) \quad (12)$$

式中:  $D_{out}$  和  $D_{in}$  分别为漆包线直径和裸导线直径;  $\epsilon_0$  为真空介电常数;  $l$  是导电涂层的长度。



图 11 涂导电材料的漆包线  
Fig. 11 Enamelled wire coated with conductive material

试验所得不同匝间绝缘绞线对模型的结构参数及环境参数和 PDIV 测量值如表 4 所示,将 4 个特征变量输入训练后的 DBN 网络中,计算 PDIV 并与试验值对比,图 12 为仿真模型和 DBN 模型预测值的相对误差。仿真模型的最大相对误差为 7.7%,DBN 模型的最大相对误差为 5.9%,该结果证明了仿真模型和 DBN 预测模型的准确性,且 DBN 模型的预测结果优于仿真结果,这表明 DBN 已掌握特征变量与 PDIV 之间的非线性关系。该模型可用于不同参数绞线对模型的 PDIV 预测,在一定程度上可以指导电机的绝缘设计,提高匝间绝缘的可靠性。

### 3.5 特征变量对 PDIV 的平均影响值

为进一步分析匝间绝缘的特征变量与 PDIV 之间的关系,找到 PDIV 的主要影响因素,本文运用平均影响值 (mean impact value, MIV) [30] 算法探究深度信念网络输入与输出之间的灵敏度关系,将特征变量对 PDIV 影响的大小用 MIV 表示,结果如表 5 所示。

表 4 匝间绝缘漆包线模型 PDIV 试验结果

Table 4 Test results of PDIV on turn-to-turn insulation enamelled wires model

| 试样 | 漆包线直径 /mm | 绝缘层厚度 / $\mu\text{m}$ | 绝缘层相对介电常数 | 环境温度 /K | PDIV /V |
|----|-----------|-----------------------|-----------|---------|---------|
| W1 | 1.62      | 48.73                 | 3.80      | 298.15  | 917     |
| W2 | 1.37      | 54.91                 | 3.45      | 298.15  | 942     |
| W3 | 1.10      | 48.99                 | 3.46      | 298.15  | 881     |
| W4 | 0.78      | 37.29                 | 2.61      | 298.15  | 830     |
| W5 | 1.62      | 48.73                 | 3.80      | 373.15  | 822     |
| W6 | 1.37      | 54.91                 | 3.45      | 373.15  | 830     |
| W7 | 1.10      | 48.99                 | 3.46      | 373.15  | 787     |
| W8 | 0.78      | 37.29                 | 2.61      | 373.15  | 840     |

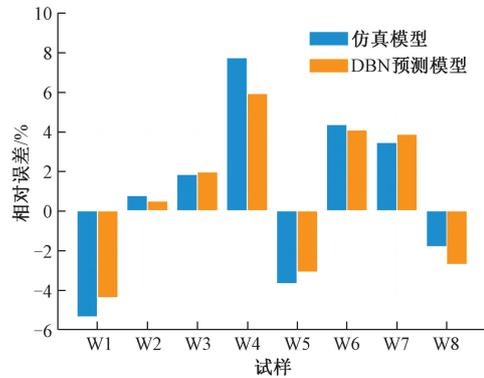


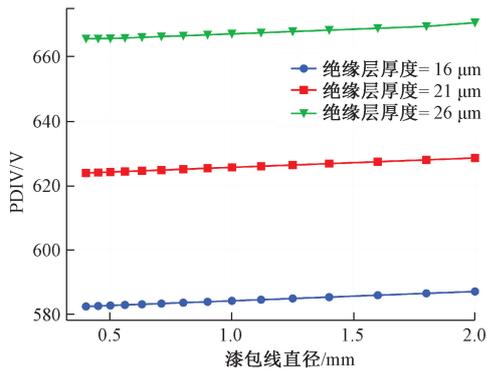
图 12 预测结果与试验结果对比  
Fig. 12 Comparison between the predicted and experimental data

表 5 特征变量对 PDIV 的 MIV 比较

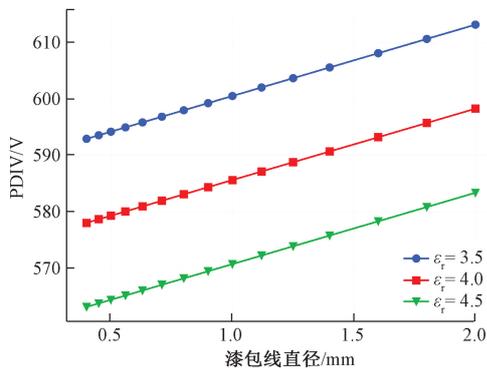
Table 5 MIV comparison of characteristic variables to PDIV

| 特征变量 | 漆包线直径 | 绝缘层厚度 | 绝缘层相对介电常数 | 环境温度 |
|------|-------|-------|-----------|------|
| MIV  | 0.6   | 22.5  | -20.2     | -19  |

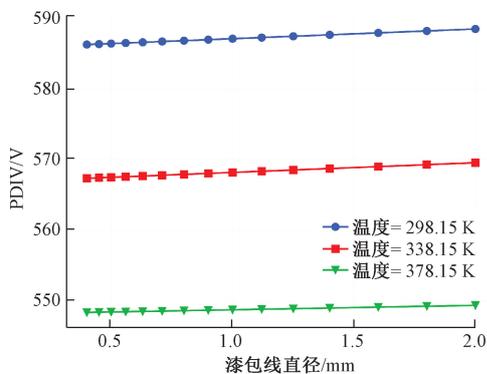
表 5 结果表明,漆包线绝缘层厚度的变化对 PDIV 影响最显著,且两者呈正相关;绝缘层相对介电常数和温度对匝间绝缘 PDIV 影响较大且均呈负相关,这一结果与文献[31-32]中的结果基本吻合;在局部放电测试中较少有学者研究漆包线直径对 PDIV 的影响,本文利用 MIV 算法发现其对匝间绝缘 PDIV 有一定影响且影响较小。改变漆包线直径,研究不同绝缘层厚度、绝缘层相对介电常数、环境温度与匝间绝缘 PDIV 之间的关系,结果如图 13(a)~(c)所示。



(a) 不同绝缘层厚度下PDIV与漆包线直径的关系  
(a) Dependence of PDIV on coil diameter for different insulation thickness



(b) 不同绝缘层介电常数下PDIV与漆包线直径的关系  
(b) Dependence of PDIV on coil diameter for different insulation permittivity



(c) 不同环境温度下PDIV与漆包线直径的关系  
(c) Dependence of PDIV on coil diameter for different temperature

图13 漆包线直径与PDIV关系

Fig. 13 Dependence of PDIV on coil diameter

通过以上结果发现,随着漆包线直径的增加,匝间绝缘PDIV值也不断增加且两者呈线性关系。选择漆包线直径、绝缘层厚度、绝缘层相对介电常数和环境温度作为特征变量预测匝间绝缘PDIV是合适的。

为了提高匝间绝缘的PDIV,最有效的方法是增加绝缘层厚度、减小绝缘层介电常数和降低环境温度。通过这些分析,可以根据电机的运行环境,采取恰当的方法提高电机线圈的匝间绝缘水平,延长电机的运行寿命。

## 4 结 论

本文根据变频电机匝间绝缘局部放电的影响因素,选择漆包线直径、绝缘层厚度、绝缘层相对介电常数和环境温度4个变量作为特征变量,为深入挖掘特征变量与PDIV之间的非线性关系,建立了基于深度信念网络的局部放电起始电压的预测模型,所得结论如下。

1) 通过试验值和预测值的对比,表明深度信念网络可以有效学习输入变量和PDIV之间的非线性关系,较准确预测匝间绝缘的PDIV值,且预测结果优于改进Schumann判据计算结果,验证了本文所提出方法的有效性与优越性。

2) 根据深度信念网络的预测结果,探究了变频电机匝间绝缘局部放电起始电压的主要影响因素。绝缘层厚度、绝缘层介电常数和环境温度是PDIV的主要影响因素,漆包线直径对PDIV影响较小。

## 参考文献

- [1] MEYER D R, CAVALLINI A, LUSUARDI, et al. Influence of impulse voltage repetition frequency on RPDIV in partial vacuum [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2018, 25(3): 873-882.
- [2] 王鹏,赵政嘉,刘雪山,等. 电力电子设备中的电气绝缘问题[J]. 高电压技术,2018,44(7): 2309-2322. WANG P, ZHAO ZH J, LIU X SH, et al. Electrical insulation problems in power electronics devices [J]. High Voltage Engineering, 2018,44(7): 2309-2322.
- [3] HOPNER V N, WILHELM V E. Insulation life span of low-voltage electric motors—A survey [J]. Energies, 2021, 14(6): 1738.
- [4] PAN C, CHEN G, TANG J. Numerical modeling of partial discharge in a solid dielectric-bounded cavity: A review [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2019, 26(3): 981-1000.
- [5] ABADIE C, BILLARD T, LEBEY T. Partial discharges in motor fed by inverter: From detection to winding configuration [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018, 55(2): 1332-1341.
- [6] GANDHI A, CORRIGAN T, PARSA L, et al. Recent advances in modeling and online detection of stator interturn faults in electrical motors [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(5): 1564-1575.
- [7] 陈君强,王鹏,黄寅,等. 变频电机绝缘局放电压自动测试系统设计[J]. 电子测量与仪器学报,2019, 33(7): 114-121.

- CHEN J Q, WANG P, HUANG Y, et al. Design of an automatic test system for partial discharge voltage of inverter-fed motor insulation [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33 (7): 114-121.
- [8] WANG P, LI P, CAVALLINI A, et al. Influence of ambient humidity on PDIV and endurance of inverter-fed motor insulation [C]. 2019 IEEE Electrical Insulation Conference (EIC), Calgary, AB, Canada, 2019: 201-204.
- [9] COLLIN P, MALEC D, LEFEVRE Y. About the relevance of using Paschen's criterion for partial discharge inception voltage (PDIV) estimation when designing the electrical insulation system of inverter fed motors [C]. IEEE Electrical Insulation Conference, Calgary, Canada, 2019: 513-516.
- [10] PARENT G, ROSSI M, DUCHESNE S, et al. Determination of partial discharge inception voltage and location of partial discharges by means of paschen's theory and FEM [J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2019, 55(6): 1-4.
- [11] RAIN P, LOUBEAU F, DURIEUX A, et al. Using motorettes for the experimental and numerical determinations of the PDIV in an electric motor [C]. 2016 IEEE International Conference on Dielectrics (ICD), Montpellier, 2016: 967-970.
- [12] CALLE M, MARTINEZ J, SOLANILLA Á, et al. Uncertainty sources in the estimation of the partial discharge inception voltage in turn-to-turn insulation systems [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 157510-157519.
- [13] LUSUARDI L, CAVALLINI A, LA CALLE M G, et al. Insulation design of low voltage electrical motors fed by PWM inverters [J]. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, 2019, 35(3): 7-15.
- [14] 邱志斌,阮江军,黄道春,等. 直流导线和阀厅金具的电晕起始电压预测[J]. *电工技术学报*, 2016, 31(12): 80-89.
- QIU ZH B, RUAN J J, HUANG D CH, et al. Prediction on corona onset voltage of DC conductors and valve hall fittings [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2016, 31(12): 80-89.
- [15] 阮江军,徐闻婕,邱志斌,等. 基于支持向量机的雾中棒-板间隙击穿电压预测[J]. *高电压技术*, 2018, 44(3): 711-718.
- RUAN J J, XU W J, QIU ZH B, et al. Breakdown voltage prediction of rod-plane gap in fog based on support vector machine [J]. *High Voltage Engineering*, 2018, 44(3): 711-718.
- [16] 金晓航,许壮伟,孙毅,等. 基于生成对抗网络的风电机组在线状态监测[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(4): 68-76.
- JIN X H, XU ZH W, SUN Y, et al. Online condition monitoring of wind turbine based on generative adversarial network [J]. *Chinese Journal Scientific Instrument*, 2020, 41(4): 68-76.
- [17] XIA Y, ZHOU C, WANG W, et al. Developing a novel environmental friendly polyester-imide impregnating resin [C]. 2015 IEEE Electrical Insulation Conference, Seattle, WA, USA, 2015: 551-554.
- [18] MOONESAN M, JAYARAM S, CHERNEY E, et al. Analysis of times-to-failure of various turn insulations of form-wound coils under PWM voltage waveform [C]. 2013 IEEE Electrical Insulation Conference (EIC), Ottawa, On, 2013: 87-190.
- [19] 中国国家标准化管理委员会. 旋转电机-电压型变频器供电的选择电机无局部放电(I型)电气绝缘结构的鉴别和质量控制试验: GB/T 22720.1—2017 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2017.
- Standardization Administration of the People's Republic of China. Rotating electrical machines—Qualification and quality control tests of partial discharge free electrical insulation systems (Type I) used in rotating electrical machines fed from voltage converters: GB/T 22720.1—2017 [S]. Beijing: Standards Press of China, 2017.
- [20] DUTTON J. A survey of electron swarm data [J]. *Journal of Physical and Chemical Reference Data*, 1975, 4(3): 577-856.
- [21] GOLUBOVSKII Y B, MAIOROV V A, BEHNKE J F, et al. Influence of interaction between charged particles and dielectric surface over a homogeneous barrier discharge in nitrogen [J]. *Journal of Physics D*, 2002, 35(8): 751-761.
- [22] LI M, LI C, ZHAN H, et al. Effect of surface charge trapping on dielectric barrier discharge [J]. *Applied Physics Letters*, 2008, 92(3): 031503.
- [23] SALAKHUTDINOV R, HINTON G E. An efficient learning procedure for deep boltzmann machines [J]. *Neural Computation*, 2012, 24(8): 1967-2006.
- [24] ZHANG N, DING S, ZHANG J, et al. An overview on restricted boltzmann machines [J]. *Neurocomputing*, 2018: 1186-1199.
- [25] HINTON G E. Training products of experts by minimizing contrastive divergence [J]. *Neural Computation*, 2002, 14(8): 1771-1800.
- [26] LIU F, WANG S, ZHANG Y. Survey on deep belief network model and its applications [J]. *Computer*

- Engineering and Applications, 2018, 54(1): 11-18.
- [27] DEEPAK G D, JOSHI N K, PRAKASH R. Model analysis and electrical characterization of atmospheric pressure cold plasma jet in pin electrode configuration[J]. AIP Advances, 2018, 8(5): 055321.
- [28] GLOROT X, BENGIO Y. Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks [C]. International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, 2010: 249-256.
- [29] MUKKAMALA M C, HEIN M. Variants of RMSProp and adagrad with logarithmic regret bounds[C]. International Conference on Machine Learning, 2017: 2545-2553.
- [30] JI S, WEN C. Data preprocessing method and fault diagnosis based on evaluation function of information contribution degree[J]. Journal of Control Science and Engineering, 2018(1): 1-10.
- [31] OTA S, YAMAUCHI M, MIZOGUCHI A, et al. Magnet wire with enhanced tolerance for high frequency voltage[J]. SEI Technical Review, 2017, 84: 97-101.
- [32] CHACHEREAU A, PANCHESHNYI S. Calculation of the effective ionization rate in air by considering electron detachment from negative ions[J]. IEEE Transactions on Plasma Science, 2014, 42(10): 3328-3338.

#### 作者简介



李佩宜, 2018 年于石家庄铁道大学获学士学位, 现为四川大学硕士研究生, 主要研究方向为电力设备绝缘状态评估及相关检测技术研究。

E-mail: lepei@foxmail.com

Li Peiyi received her B. Sc. degree from Shijiazhuang Tiedao University in 2018. She is currently pursuing her M. Sc. degree at Sichuan University. Her main research interests include insulation assessment and testing technology research of power equipment.



王鹏, 分别于 2004 年、2007 年和 2013 年获得西南交通大学学士、硕士和博士学位, 现为四川大学副教授, 主要研究方向为新能源及电力电子装备中的绝缘系统性能评估。

E-mail: pwang@scu.edu.cn

Wang Peng received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Southwest Jiaotong University in 2004, 2007 and 2013, respectively. He is currently an associate professor at Sichuan University. His main research interests include performance assessment of insulation systems in new energy and power electronic equipment.



张羲海(通信作者), 2018 年于石家庄铁道大学获得学士学位, 现为西南交通大学硕士研究生, 主要研究方向为电力设备故障诊断及状态评估。

E-mail: zzhangxihai@126.com

Zhang Xihai (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Shijiazhuang Tiedao University in 2018. He is currently pursuing his M. Sc. degree at Southwest Jiaotong University. His main research interests include fault diagnosis and condition assessment of power equipment.