

DOI: 10.7667/PSPC180569

简化的 Schavemaker 交流电弧模型参数的计算方法研究

高杨, 王莉, 张瑶佳, 曾珂

(南京航空航天大学自动化学院, 江苏 南京 211106)

摘要: 以工业、商业、住宅的电气系统为背景, 以建立准确的电弧模型为目的, 基于简化的 Schavemaker 模型进行研究, 提出一种基于神经网络的模型参数计算方法。利用基于实验数据的模型参数计算方法得到神经网络训练样本, 构建模型参数与工作条件之间的神经网络。利用所建网络可在无法获得特定工作条件下的电弧实验数据时直接预测该工作条件下的模型参数值。最终的验证结果表明, 所提出的基于神经网络的模型参数计算方法准确度高, 而且相比于现有方法具有一定的优越性。同时也反映了所建交流电弧模型能有效地实现电弧模拟, 可为进一步的交流电弧特征学习和检测算法设计提供方法和工具。

关键词: 交流电弧故障; Schavemaker 模型; 神经网络; 交流电弧时频域特征

Research on the calculation method for the parameters of the simplified Schavemaker AC arc model

GAO Yang, WANG Li, ZHANG Yaojia, ZENG Ke

(College of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: To establish an accurate arc model, this paper researches the simplified Schavemaker model under the background of industrial, commercial and residential electrical systems. A calculation method based on neural network is proposed, which uses a calculation method based on experimental data to obtain training samples and build a neural network between model parameters and working conditions. The built neural network can directly predict the model parameters' values under certain working condition when the experimental data of this working condition cannot be obtained. The final verification results show that the proposed model parameter calculation method based on neural network has high accuracy and superiority compared with the existing methods. It also shows that the established AC arc model can realize arc simulation and can be used for further AC arc feature learning and detection algorithm design.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51277093).

Key words: AC arc fault; Schavemaker model; neural network; time-frequency domain characteristics of AC arc

0 引言

电弧是电流通过绝缘介质(如空气)的发光发热现象。交流电系统与人们的生活密切相关, 一旦发生交流电弧故障, 极有可能引燃电弧周围的易燃易爆物品, 引发火灾, 对安全造成极大威胁, 因此有必要及时地检测和排除交流电弧故障。目前对交流电弧故障特性和检测算法的研究均依赖于实验数据, 实验测量中引入的误差使得实验结果有较大的随机性, 从而影响所提取电弧特征的准确度。建立准确的交流电弧模型能够表征交流电弧特性, 基于交流电弧模型提取故障特征量, 能够简化繁琐重复

的实验过程, 为进一步学习和研究交流电弧故障特征提供方法和工具, 从而为低压交流电弧故障检测算法的研究奠定良好的基础。因此亟待开展交流电弧建模研究。

长期以来科学工作者对电弧动态模型的研究主要可分为两大方面。(1) 基于电弧内部物理特性的电弧模型研究。这方面的研究主要是将电弧视为一类特殊的流体, 对电弧所满足的磁流体力学方程组和湍流对流关系式进行求解^[1]。采用有限元仿真, 模型的边界条件也难以确定, 难度大, 耗时长。且这种模型通用性差, 一旦电弧工作条件改变, 需要重新进行有限元的建模、调整、仿真工作。(2) 基于电弧外部特性的电弧模型研究。基于电弧外部特性的电弧模型研究又可分为基于经验方程的电弧模型

研究和基于电弧中能量平衡理论的电弧模型研究。基于经验方程的电弧模型是在大量实验获得的数据的基础上拟合而成的, 其中典型的是 Nottingham、Paukert 电弧模型。但基于经验方程的电弧模型只关注电弧的静态伏安特性与弧长的关系, 并不能反映交流电弧的动态伏安特性, 所以不适用于交流系统电弧的动态分析。交流电弧动态模型通常采用基于能量平衡理论的数学模型, 其中的两个经典的模型分别为 Cassie 电弧模型和 Mayr 电弧模型。Cassie 电弧模型适用于电流过零前的大电流燃弧期间, 不适用于电流过零时的小电流期间^[2]。Mayr 电弧模型只适合于电流过零时的小电流期间, 不适用于电流过零前的大电流燃弧期间^[3]。因而以上这两种模型不能采用。文献[4]将 Cassie 电弧模型和 Mayer 电弧模型并联结合起来, 适用于大部分电弧故障, 但对于电压过零点附近发生的电弧故障有一定的局限性。文献[5]基于时变电阻模型和定值电阻模型提出了三段式电弧模型, 采用分段函数形式, 待定系数多, 模型复杂, 仿真困难, 计算量大。从时频域特征角度, 文献[6]中建立的谐波电流源模型只适用于频域谐波分析, 不能反映时域特征; 文献[7]只适合在时域对快速暂态过压情况进行描述, 没有反映频域特征。针对不同对象, 近年来科学工作者也提出了不同的交流电弧模型: 文献[8]提出的弓网电弧的动态模型; 文献[9]建立的交流电弧半径模型和阻抗模型; 文献[10]研究对象分别是弓网、电弧炉和 SF₆ 断路器, 通用性不高, 不适用于本文低压交流电弧的研究。相比之下, 文献[11]提出的简化的 Schavemaker 模型表达式简单, 待定参数少, 适用于低压交流电弧, 且当不考虑噪声和电弧随机性特征时, 该模型既能反映时域的零休、直流分量特征, 也能反映频域的奇次谐波功率和与偶次谐波功率和特征。因此, 从适用性和复杂度角度考虑, 本文基于简化的 Schavemaker 模型进行交流电弧建模研究。

简化的 Schavemaker 模型含有 3 个待定参数: 时间常数、电弧电压常数和耗散功率。特定工作条件下的模型参数值确定, 才能得出该工作条件下电弧的电压电流波形。目前关于 Schavemaker 模型的文献均未涉及模型参数计算方法^[12], 文献[13]中提出电弧模型的时间常数通常可通过电流过零时刻至熄弧电压或点燃电压的时间间接计算得出; 电弧电压常数可由稳定燃弧电压近似计算得出; 耗散功率无法准确计算, 主要通过经验值确定。因此, 目前此三个模型参数的计算主要通过经验值、近似表达式、间接估算等方法, 计算过程复杂、依赖实验数据、且不可避免地引入较大的误差。此外, 研究表

明, 针对不同的工作条件(如不同电源频率、电流大小、电极材料等), 模型参数不同, 而目前的计算方法并没有考虑这些影响因子。因此, 当工作条件改变时, 需重新获取该工作条件下的实验数据并进行一系列数据处理后得到 3 个模型参数的值。当无法获得某工作条件下的电弧实验数据时将无法计算模型参数。

针对以上简化的 Schavemaker 模型参数计算问题, 本文提出一种基于神经网络的模型参数计算方法。该方法首先利用实验数据计算不同工作条件下的模型参数值作为神经网络训练样本数据。利用有限的样本数据构建工作条件与模型参数之间的映射网络。利用所构建的网络在无法获得特定工作条件下的实验数据时直接预测模型参数值。最终, 本文通过比较仿真与实验数据的电弧特征量值, 证明所提出的模型参数计算方法的准确性以及所建交流电弧模型具有一定的准确性。

1 交流电弧模拟实验平台

图 1 为交流电弧故障实验原理图, 主要由交流电源、电阻、负载箱、电弧发生器和传感器组成。按照标准 UL1699 设计了如图 2 所示的电弧发生器。

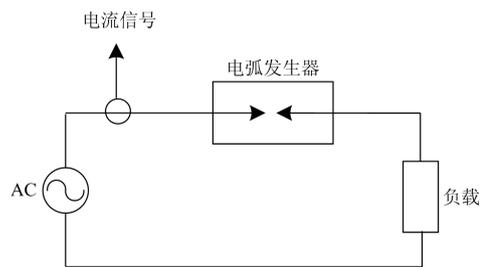


图 1 电弧故障原理图

Fig. 1 Schematic diagram of AC arc fault

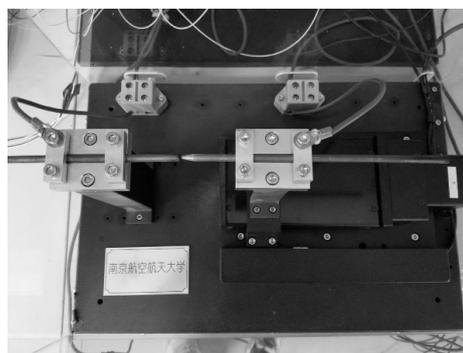


图 2 电弧发生器

Fig. 2 Arc generator

在电弧故障实验中使用步进电机驱动电弧发生器, 并用光栅实时检测电极间距。通过控制电弧

发生器两个电极的相对位置, 来模拟电弧故障。本文采用霍尔电流传感器采集电路电流数据, 进行交流串行电弧故障的实验数据采集与建模研究。

2 简化的 Schavemaker 模型参数计算方法研究

2.1 一种基于实验数据的模型参数 θ 、 u_{arc} 、 p_0 计算方法

本文基于简化的 Schavemaker 模型展开研究。模型公式为

$$\frac{1}{g} \frac{dg}{dt} = \frac{1}{\theta} \left(\left| \frac{ui}{\max(u_{arc}|i|, p_0)} \right| - 1 \right) \quad (1)$$

式中: g 为电弧电导; u 为电弧电压; i 为电弧电流; θ 为电弧时间常数; u_{arc} 为大电流时的电弧电压常量; p_0 为耗散功率。

简化的 Schavemaker 模型包含 3 个待定参数: 时间常数、电弧电压常数、耗散功率。参数值随工作条件变化, 影响因素有频率、电流、温度、气压和电极材料等。特定工作条件下的模型参数值确定, 才能得出该工作条件下电弧的电压电流波形。本文所研究的工作条件范围为电源频率 50~800 Hz, 电弧电流 2.6~10 A, 电极材料分别为“碳铜”和“碳碳”的情况。以上文介绍的实验平台为基础, 本文对表 1 所示工作条件下的电弧实验数据进行采集。

表 1 工作条件列表

Table 1 List of working conditions

电源频率/Hz	电弧电流有效值/A	电极材料
50、100	2.6	铜、碳
200、360	5	碳、碳
400、600、800	10	

首先, 本文采用一种基于实验数据的模型参数计算方法计算不同工作条件下的模型参数。该方法将最小二乘法以及穷举搜索法相结合。最小二乘法(又称最小平方方法)是一种数学优化技术^[14-15]。它以“误差的平方和最小”为优化判据寻找数据的最佳函数匹配。利用最小二乘法可以简便地求得未知的数据, 并使得这些求得的数据与实际数据之间误差的平方和为最小。其数学公式描述为

$$Q = \min \sum_i^n (y'_i - y_i)^2 \quad (2)$$

式中: y'_i 为估算值; y_i 为真实值。穷举搜索法是按某种顺序进行逐一枚举和检验, 并从中找出符合要求的候选解作为问题的解, 这种策略是完备的, 即

如果问题的解存在, 则用该方法一定能找到解, 且找到的解也是最优解。利用穷举搜索法逐一列出可能的模型参数值组合, 以最小二乘为判断条件, 采用循环的方式将每种参数值组合代入简化的 Schavemaker 模型得到仿真电流数据, 求出与实际电流数据之间的误差平方和, 当误差平方和最小时, 对应的模型参数值即为该工作条件下的最佳模型参数值。其具体过程如图 3 所示, 具体步骤如下。

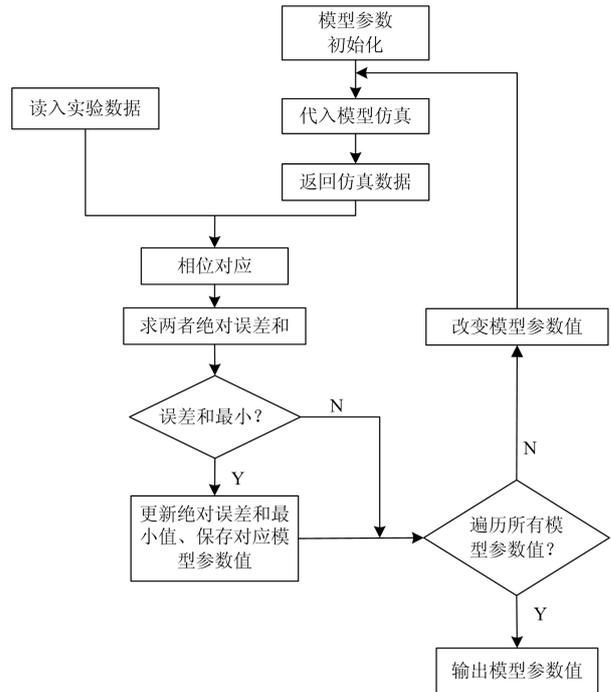


图 3 一种基于实验数据的参数计算方法流程图

Fig. 3 Flow chart of the parameter calculation method based on experimental data

(1) 模型参数值初始化, 确定模型参数的范围, 并确定每次循环遍历的递进长度。递进长度越小, 所求得的模型参数值越精确, 但计算时间也越长。本文根据模型参数的数量级、最小误差平方和量级小于 1 以及计算时间长短, 通过试探法最终确定时间常数的递进步长为 1×10^{-5} , 电弧电压常数和耗散功率的递进步长为 2。

(2) 利用 Matlab 程序, 将模型参数值代入简化的 Schavemaker 模型进行仿真, 得到仿真电弧电流波形。

(3) 读取一个工作条件下的实验数据。

(4) 将实验和仿真波形的相位对应。

(5) 求出相同采样时间下的实验数据与仿真数据的误差平方和。

(6) 比较误差平方和, 当其最小时, 实验波形与

仿真波形拟合度最高, 对应的模型参数值即视为该次实验的模型参数值。若不是最小值, 则按递进长度改变模型参数值后, 返回第(2)步。

(7) 最终得到该工作条件(不同 I、f、A 组合)下对应的模型参数值。

上述方法以实验数据为基础, 当某一工作条件下的实验数据获得时即可采取本方法进行模型参数的计算。在此基础上, 本文对工作条件与模型参数之间的关系进行研究, 提出基于神经网络的简化的 Schavemaker 模型参数计算方法。

2.2 工作条件与模型参数之间的关系

利用 2.1 节介绍的基于实验数据的模型参数计算方法计算出表 1 工作条件下对应的模型参数值, 研究模型参数与工作条件之间的关系。

以模型参数与电流大小和电极材料之间的关系为例, 简化的 Schavemaker 模型参数: 时间常数 θ 、电弧电压常数 u_{arc} 、耗散功率 p_0 随电流大小变化的波形如图 4 和图 5 所示。

从图 4 可以看出, 在不同频率下, 模型的 3 个参数随电弧电流有效值的变化规律不一致。从图 5 可以看出, 当频率大于 100 Hz 时, 时间常数基本不随电极材料的变化而变化, 可以说时间常数基本与

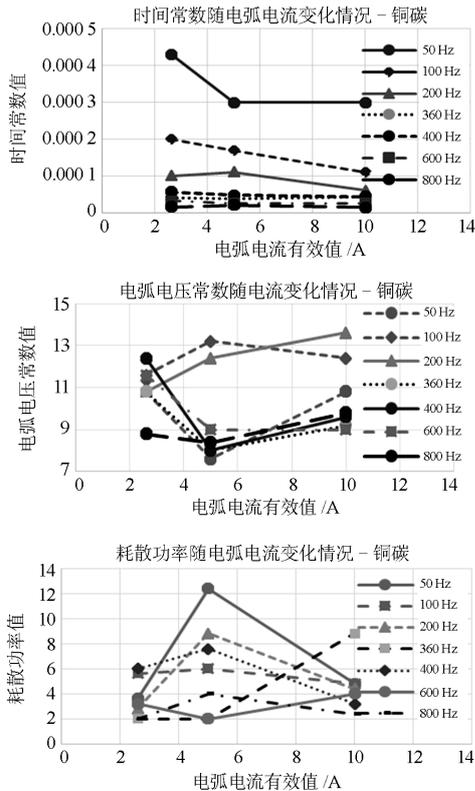


图 4 模型参数与电流关系图

Fig. 4 Relationship between the simplified Schavemaker model's parameters and the arc's current

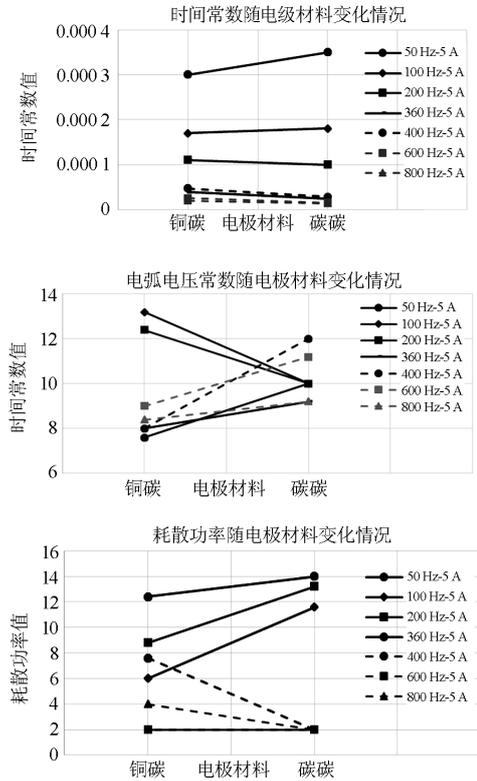


图 5 模型参数与电极材料关系图

Fig. 5 Relationship between the simplified Schavemaker model's parameters and the electrodes' material

电极材料无关。但在不同频率下, 其余两个参数随电极材料的变化规律不一致, 且关系复杂、非线性, 难以用常见的线性函数或多项式结构进行表达。

当系统很复杂, 建立精确的数学模型很困难时, 神经网络的非线性映射能力表现出优势, 它不需要对系统进行透彻了解, 但是可以自动学习输入和输出量之间的关系, 构建输入和输出的映射关系, 输出需要的值。因此, 本文提出了一种基于神经网络的模型参数值计算方法。此方法可以在没有实验数据的情况下, 直接预测不同工作条件下简化的 Schavemaker 模型参数值, 克服了依赖实验数据的弊端, 具有重要的工程应用价值。

2.3 基于神经网络的模型参数 θ 、 u_{arc} 、 p_0 计算方法

2.3.1 神经网络的原理

本文选择经典的两层 BP 网络^[16-20]进行模型参数计算方法研究, 其结构图如图 6 所示。

它由三部分组成, 输入层、隐层和输出层。隐层神经元传递函数 f_1 选择 $\text{tansig}()$ 函数, 输出层神经元传递函数 f_2 选择 $\text{purelin}()$ 函数。神经网络通过学习样本数据构建输入量与输出量之间的映射关系。

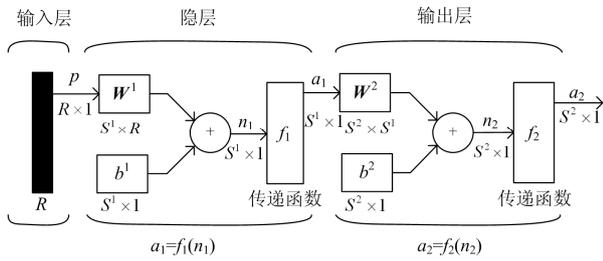


图 6 两层 BP 网络结构图

Fig. 6 A two-layer BP network

图中 W^1 和 W^2 分别为输入层节点到隐层节点的连接权值矩阵和隐层节点到输出层节点的连接权值矩阵; b_1 和 b_2 分别为隐层节点所加偏置和输出节点所加偏置; n_1 和 n_2 分别为隐层输入和输出层输入; a_1 和 a_2 分别为隐层输出和输出层输出。 S^1 为隐层神经元的数目, S^2 为输出层神经元的数目。

该网络的学习方法分为两步。第一步采用前向传播算法。隐层节点的输入为 $n_1 = W^1 p + b_1$, 输出为 $a_1 = f_1(n_1)$, f_1 为隐层传递函数。输出层节点的输入为 $n_2 = W^2 a_1 + b_2$, 输出为 $a_2 = f_2(n_2)$, f_2 为输出层传递函数。传递函数通常用 log-sigmoid 型函数 $\text{logsig}()$ 、tan-sigmoid 型函数 $\text{tansig}()$ 以及纯线性函数 $\text{purelin}()$ 。第二步采用反向误差传播算法。通过实际输出与期望输出计算得到的误差函数, 然后按照误差下降法, 从输出层至隐层进行连接权及偏置的调整, 直至系统精度满足要求为止。

2.3.2 神经网络的训练及结果

由 2.3.1 节分析可得, 构建神经网络需要输入量和输出量。本文选取电弧电流 I 、电源频率 f 、电极材料 A 作为工作条件的变量, 即影响因素, 每一组工作条件都对应一组电弧电流 I 、电源频率 f 、电极材料 A 值。

利用 2.1 节的基于实验数据的方法求出的不同工作条件下的模型参数作为构建神经网络需要的训练样本。以工作条件矩阵(电流有效值、频率、电极材料)作为神经网络的输入矩阵, 以模型参数矩阵 $(\theta, u_{\text{arc}}, p_0)$ 作为输出矩阵进行神经网络的训练。

隐层节点个数由输入层节点个数决定, 其近似关系为 $n_1 = 2n_2 + 1$, 其中 n_1 为隐层节点个数; n_2 为输入层节点个数。则本文设置神经网络的隐层神经元个数为 7。采用 Levenberg-Marquardt 算法训练数据, 即用 tansig 正切 S 型传递函数作为隐层传递函数 f_1 , purelin 纯线性传递函数和作为输出层传递函数 f_2 。

将 2.1 节中计算所得数据的 90% 作为训练样本,

10% 作为测试样本。终止条件设置最大训练次数为 1000, 最小均方误差为 0.01, 最小梯度为 1×10^{-8} 。当满足以上任意条件时, 训练终止。

图 7 为网络训练的收敛情况, 网络经 110 次训练达到训练精度要求。此时测试样本的均方差为 0.02, 训练样本的均方差为 0.01。

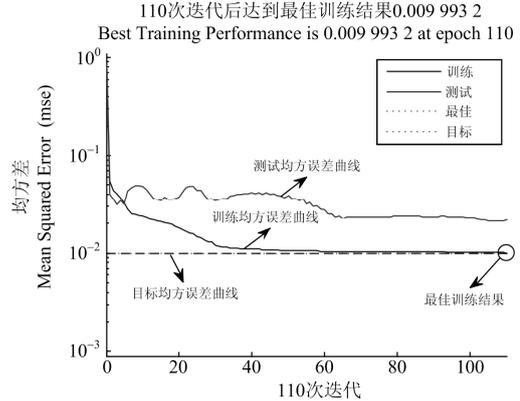
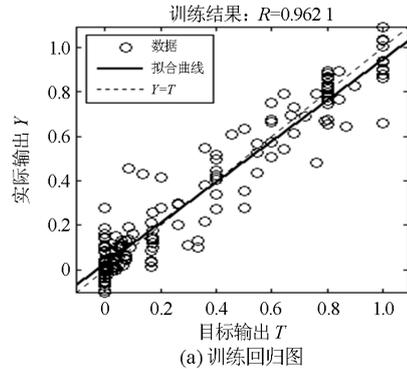


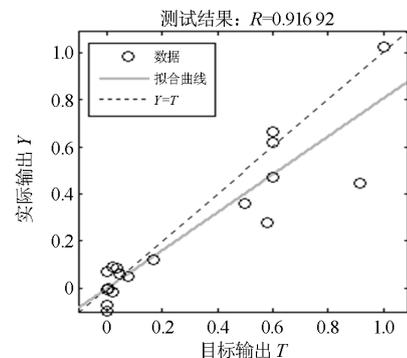
图 7 网络训练情况

Fig. 7 Convergence of the network training

图 8 为网络训练回归图, 由图可知训练样本的实际输出值与目标输出值的相关系数为 96%, 测试样本的实际输出值与目标输出值的相关系数为 91.7%, 总体实际输出值与目标输出值的相关系数为 95.5%, 网络输出结果与期望值很接近。



(a) 训练回归图



(b) 测试回归图

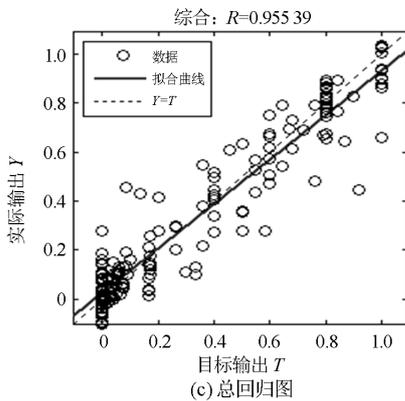


图 8 网络训练回归图

Fig. 8 Training regression graph of the network

由图 9 误差分布图可以看出训练样本的网络输出与目标输出误差最大为 0.351, 最小为 0.013; 测试样本的网络输出与目标输出误差最大为 0.452, 最小为 0.013, 误差分布也较合理。因此, 训练所得的网络准确度高。

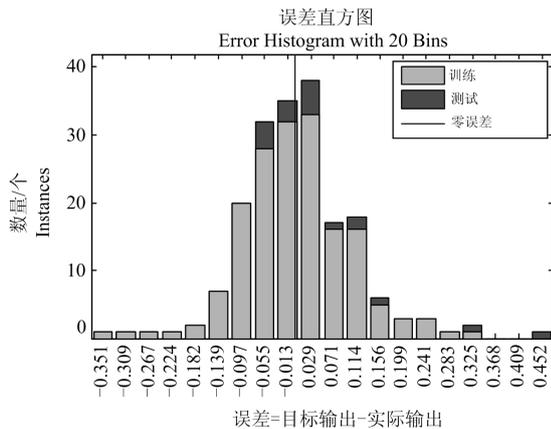


图 9 误差直方图

Fig. 9 Error histogram

综上所述, 所构建网络对训练样本的学习率较高, 目标输出与实际输出之间的误差较小。在此基础上利用所构建的神经网络计算预测模型参数, 并代入到简化的 Schavemaker 模型中验证基于神经网络的模型参数计算方法的准确性与可行性。

3 模型参数计算准确度验证

3.1 验证方法

模型是对特征的简化表征。准确计算模型待定参数是建立准确模型的前提。准确的交流电弧模型得到的仿真数据克服了实验数据采集过程中噪声干扰特性带来的影响, 可以准确反映交流电弧固有本质特征。目前, 研究学者多采用从大量的不同工作

条件下的电弧实验数据中提取共同特征的方法提取交流电弧特征, 而依据准确的电弧模型提取电弧故障特征量, 能够简化繁琐重复的实验数据采集过程, 为实验数据的好坏提供参考依据, 为交流电弧检测算法的研究奠定良好的基础。

交流电弧模型的验证最主要的是观察仿真计算是否产生与已知观测结果相近的交流电弧的特性。如果定性特性是一致的, 定量特性是相近的, 则说明在导出模型的过程中, 其推导是合理的, 其计算是准确的, 其结果是可用的^[21]。目前, 国内外研究学者根据交流电弧发生时电流波形相比正常电流波形幅值会发生变化且会发生畸变的现象, 提取了一些时频域特征, 并根据这些特征在电弧情况下的值大于正常情况下的值的特点, 利用设定阈值的方法检测电弧故障的发生。因此本文通过对比仿真和实验电流数据的交流电弧时频域特征值来验证利用本文模型参数计算方法计算参数后的模型的准确性。

当电路中发生串行电弧时, 电流会出现零休现象, 电流有效值减小^[22-26]。因此本文选择零休和有效值作为时域验证特征。谐波特征为交流电弧频域的一个重要特征^[27-31]。本实验室通过研究电弧电流频谱发现, 电弧电流的 2~21 次谐波与正常情况下的有很大区别, 且奇次谐波的区分度比偶次谐波大。并提取了 3~21 次奇次谐波功率和、2~20 次偶次谐波功率和作为交流电弧故障检测的频域特征量^[32]。因此本文选择 3~21 次奇次谐波功率和、2~20 次偶次谐波功率和作为频域验证特征。由于简化的 Schavemaker 模型是确定性电弧模型, 没有实际噪声干扰与电弧随机性, 正负半周对称且具有周期性, 反映了电弧的本质特征。因此本文选择实验中正负半周对称的数据进行验证。

3.2 基于神经网络的模型参数计算方法的验证

选择神经网络训练数据中没有的频率点电流点对基于神经网络计算模型参数后所得仿真电流波形的特征量的准确性进行验证, 从而验证模型参数计算方法的准确性。选取的工作条件列表如表 2 所示。

1) 时域特征验证

以 150 Hz/10 A(rms)/铜碳工作条件为例, 神经网络预测的模型参数为: $\theta = 5 \times 10^{-5}$, $u_{arc}=12$, $p_0=2$ 。将其代入模型后仿真, 得到如图 10 所示电流波形, 设置电弧在 0.1 s 后产生。

从以上仿真结果可以看出, 发生电弧时电流有效值减小且电流波形存在明显的零休现象。

表 2 验证工作条件列表

Table 2 Verification list of working conditions

工作条件序号	电源频率/Hz	电弧电流有效值/A	电极材料	
1	150	2.6	铜	碳
2	150	5	铜	碳
3	150	10	铜	碳
4	150	2.6	碳	碳
5	150	5	碳	碳
6	150	10	碳	碳
7	200	6	铜	碳
8	200	6	碳	碳

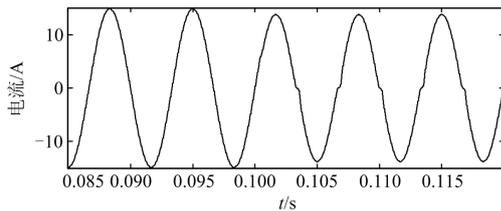


图 10 仿真电流波形

Fig. 10 Simulation current waveform

表 3 为实验和仿真所得电流的有效值验证结果。由表 3 可得，在不考虑实验环境噪声以及电弧随机性的影响的条件下，仿真电流有效值与实验电流有效值的平均相对误差为 0.7%。由此可得，基于神经网络的模型参数的计算方法预测的模型参数值准确度较高。

表 3 电流有效值验证结果

Table 3 Verification result of the current's RMS

工作条件序号	实验电流有效值/A	仿真电流有效值/A	相对误差/%	平均相对误差/%
1	2.36	2.37	0.4	0.7
2	4.64	4.68	0.7	
3	9.46	9.32	1.6	
4	2.34	2.33	0.7	
5	4.71	4.775	1.2	
6	9.30	9.19	1.3	
7	6.02	6.26	3.8	
8	6.02	6.19	2.7	

2) 频域特征验证

计算模型仿真和实验的频域特征量值并进行比较，得到表 4、表 5 所示验证结果。

由表 4、表 5 可得，仿真与实验的奇次谐波功率和与偶次谐波功率和均相近，各次谐波和均方差小于 0.03，均较小。由此可见，基于神经网络的模型参数的计算方法预测的模型参数值准确度较高。

表 4 奇次谐波功率和验证结果

Table 4 Verification result of the 3-21 odd harmonics' sum

工作条件序号	实验奇次谐波功率和/W	仿真奇次谐波功率和/W	奇次谐波均方差
1	0.553	0.618	0.003
2	1.222	1.346	0.006
3	2.219	2.324	0.015
4	0.695	0.444	0.007
5	1.411	1.308	0.009
6	2.161	2.456	0.016
7	1.411	1.286	0.022
8	1.629	1.500	0.017

表 5 偶次谐波功率和验证结果

Table 5 Verification result of the 2-20 even-harmonics' sum

工作条件序号	实验偶次谐波功率和/W	仿真偶次谐波功率和/W	偶次谐波均方差
1	0.075	0.073	0.003
2	0.137	0.148	0.004
3	0.298	0.307	0.009
4	0.089	0.066	0.004
5	0.153	0.164	0.018
6	0.320	0.305	0.028
7	0.152	0.125	0.010
8	0.134	0.136	0.018

综上所述，由实验与仿真的时频域特征对比验证结果可得，基于神经网络的模型参数计算方法具有一定的准确性。

3.3 基于神经网络的模型参数计算方法与现有方法的对比

引言中提到，目前关于 Schavemaker 模型的文献均未涉及其模型参数计算方法，Schavemaker 模型是结合 Mayr 模型和 Cassie 模型得到的，而有文献中提出 Mayr 电弧模型的时间常数通常可通过电流过零时刻至熄弧电压或点燃电压的时间间接计算得出^[13]，如式(3)所示，其中 t_1 为从电流过零时刻至熄弧电压或点燃电压的时间。电弧电压常数可由稳定燃弧电压近似计算得出^[11]，如式(4)所示。耗散功率无法准确计算，主要通过经验值确定。

$$\theta = \frac{t_1}{\sqrt{2}} \tag{3}$$

$$u_{\text{arc}} \approx \frac{1}{\sqrt{2}} U \tag{4}$$

以 200 Hz/6 A(rms) /铜碳为例，采集相应条件下的电弧电流电压数据，求得 $t_1=0.2 \text{ ms}$ ， $U=16 \text{ V}$ 。按照上述理论估计得到的简化的模型参数值分别为 $\theta=1.4 \times 10^{-4}$ ， $u_{\text{arc}}=11.3$ 。 p_0 与电弧的气体密度、等

离子体浓度、半径等微观机理有关^[13], 无法准确计算。取经验值 10, 得到仿真电流波形 1。采用本文提出的基于神经网络的计算方法预测的模型参数值为 $\theta = 4.7 \times 10^{-5}$, $u_{arc}=14$, $p_0=1.5$, 仿真得到电流波形 2 如图 11 所示。

由图 11 可以看出, 现有方法得到的仿真电流波形 1 的零休区很不明显, 波形 2 与实验波形较为切合。因此, 用现有方法确定模型参数值不仅需要电弧的电流实验数据还需要电压实验数据, 计算方法复杂, 且准确度没有本文提出的模型参数计算方法高。

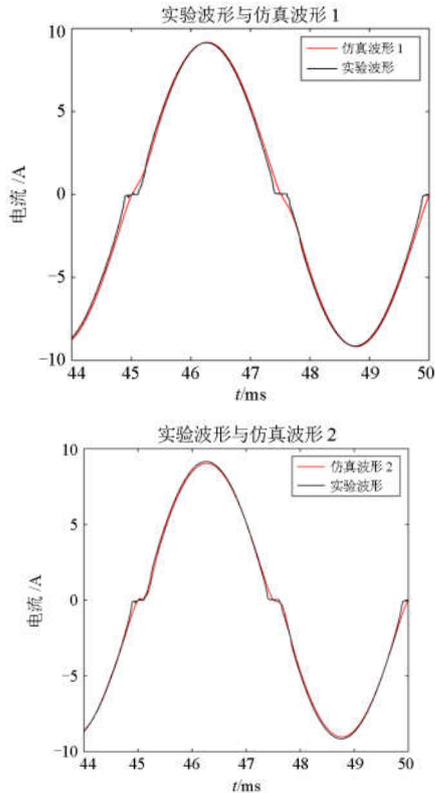


图 11 现有模型参数计算方法与基于神经网络的参数计算方法所建模型的对比

Fig. 11 Comparison between existing model parameter calculation method and neural network-based parameter calculation method

4 结论

1) 提出基于神经网络的模型参数计算方法, 以基于实验数据的方法求出的模型参数值作为神经网络训练样本, 工作条件为神经网络训练输入, 模型参数为神经网络训练输出, 构建模型参数与工作条件之间的神经网络。验证结果表明, 在没有特定工作条件下的实验数据时, 该方法可直接预测模型参数值。在电源频率为 50~800 Hz、电弧电流为

2.6~10 A、电极材料为“碳铜”和“碳碳”的情况时, 预测准确度较高, 具有一定的工程实用价值。

2) 通过实验和仿真的时频域电弧故障特征对比, 证明了在不考虑电弧具有随机性及实际环境中噪声情况下, 简化的 Schavemaker 模型能较好地反应电弧的零休、有效值、3~21 次奇次谐波功率和、2~20 次偶次谐波功率和的时频域特征。

3) 将本文提出方法与现有间接估计、经验值的模型参数计算方法进行比较, 结果表明现有方法计算过程复杂且准确度比本文提出的方法低。

4) 由于电弧具有随机性且实际环境中噪声不可避免, 实际电弧电流波形往往正负半周不对称, 因此接下来需要对模型进行进一步改进以反映噪声特性及电弧随机性特性。

参考文献

- [1] 吴翊, 荣命哲, 杨茜, 等. 低气压空气电弧动态特性仿真及分析[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(21): 143-148.
WU Yi, RONG Mingzhe, YANG Qian, et al. Simulation on dynamic characteristics of arc in low voltage circuit breaker modelling[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(21): 143-148.
- [2] 杨柳林, 李德奎, 陈延明, 等. 基于 RTDS 的电弧接地故障自定义建模及仿真分析[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(16): 137-142.
YANG Liulin, LI Dekui, CHEN Yanming, et al. Custom modeling and simulation of arcing ground fault based on RTDS[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(16): 137-142.
- [3] 许晔, 郭谋发, 陈彬, 等. 配电网单相接地电弧建模及仿真分析研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(7): 57-64.
XU Ye, GUO Moufa, CHEN Bin, et al. Single-phase grounding arc modeling and simulation analysis for distribution networks[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(7): 57-64.
- [4] 陈博博, 屈卫锋, 杨宏宇, 等. 小电流接地系统单相接地综合电弧模型与选线方法的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(16): 1-7.
CHEN Bobo, QU Weifeng, YANG Hongyu, et al. Single-phase grounding integrated arc model and line selection method for small current grounding system[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(16): 1-7.
- [5] 孟涛, 林莘, 徐建源. 分段电弧模型下 VFTO 的计算与分析[J]. 电工技术学报, 2010, 25(9): 69-73.
MENG Tao, LIN Shen, XU Jianyuan. Calculation and analysis of VFTO under sectional arc model[J]. Transactions

- of China Electrotechnical Society, 2010, 25(9): 69-73.
- [6] 张峰, 何新, 杨丽君. 用于电能质量分析的电弧炉仿真模型[J]. 电气技术, 2013, 14(7): 34-38.
ZHANG Feng, HE Xin, YANG Lijun. Arc furnace simulation model for power quality analysis[J]. Electric Technique, 2013, 14(7): 34-38.
- [7] 刘德东, 何人望, 黄戡, 等. VFOT 仿真中 GIS 隔离开关电弧模型的研究[J]. 电气工程学报, 2015, 10(6): 88-93.
LIU Dedong, HE Renwang, HUANG Kan, et al. Study on GIS disconnector arc model in VFOT simulation[J]. Journal of Electrical Engineering, 2015, 10(6): 88-93.
- [8] 陈旭坤, 曹保江, 刘耀银, 等. 高速气流场下列车弓网电弧动态模型[J]. 高电压技术, 2016, 42(11): 3593-3600.
CHEN Xukun, CAO Baojiang, LIU Yaoyin, et al. A dynamic model of the following vehicle bow-net arc with high-speed airflow field[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(11): 3593-3600.
- [9] 胡畔, 陈红坤, 孙志达, 等. 一种交流电弧炉通用性模型[J]. 电工技术学报, 2016, 31(8): 172-180.
HU Pan, CHEN Hongkun, SUN Zhida, et al. A universal model for AC arc furnaces[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(8): 172-180.
- [10] 林莘, 王亮, 徐建源, 等. 非平衡态双温度 SF₆ 等离子体电弧数学模型研究[J]. 高压电器, 2015, 51(3): 1-7.
LIN Shen, WANG Liang, XU Jianyuan, et al. Mathematical model of non-equilibrium dual-temperature SF₆ plasma arc[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(3): 1-7.
- [11] 姜斌峰, 王莉. 低压交流电线故障电弧模型研究[J]. 电力系统及其自动化学报, 2009, 21(4): 20-24.
JIANG Binfeng, WANG Li. Research on fault arc model of low-voltage AC wires[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2009, 21(4): 20-24.
- [12] 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.
- [13] 王其平. 电器电弧理论[M]. 北京: 机械工业出版社, 1991.
- [14] 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.
- [15] 程含渺, 徐晴, 纪峰, 等. 一种用于电子式互感器相位补偿的数字移相方法[J]. 电力工程技术, 2017, 36(2): 82-87.
CHENG Hanyun, XU Qing, JI Feng, et al. A digital phase shifting method for phase compensation of electronic transformers[J]. Power Engineering Technology, 2017, 36(2): 82-87.
- [16] 田洪迅, 王宏刚, 万涛, 等. 基于 BP 神经网络的配电网可靠性关联因素灵敏度计算方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(19): 71-77.
TIAN Hongxun, WANG Honggang, WAN Tao, et al. Sensitivity calculation method for reliability of reliable distribution network based on bp neural network[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(19): 71-77.
- [17] 何巨龙, 王根平, 刘丹, 等. 基于提升小波和改进 BP 神经网络的配电网系统电能质量扰动定位与识别[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(10): 69-76.
HE Julong, WANG Genping, LIU Dan, et al. Power quality disturbance localization and identification of distribution network system based on lifting wavelet and improved BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(10): 69-76.
- [18] 廖峥, 熊小伏, 李新, 等. 基于 BP 神经网络的输电线路舞动预警方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(19): 154-161.
LIAO Zheng, XIONG Xiaofu, LI Xin, et al. A method for early warning of transmission line galloping based on BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(19): 154-161.
- [19] 闫龙川, 张晓亮, 杨猛, 等. 基于 BP 神经网络的信息系统故障自动恢复技术[J]. 中国电力, 2017, 50(8): 146-149.
YAN Longchuan, ZHANG Xiaoliang, YANG Meng, et al. Automatic fault recovery technology of information system based on BP neural network[J]. Electric Power, 2017, 50(8): 146-149.
- [20] 邓博, 徐鸿, 郭鹏, 等. 变负荷下超(超)临界机组过热器壁温预测[J]. 中国电力, 2018, 51(3): 13-20.
DENG Bo, XU Hong, GUO Peng, et al. Prediction of superheater wall temperature of supercritical units under variable load[J]. Electric Power, 2018, 51(3): 13-20.
- [21] 曹振. 电弧炉电弧模型的研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2009.
CAO Zhen. Research on arc model of electric arc furnace[D]. Shenyang: Northeastern University, 2009.
- [22] 刘晓明, 徐叶飞, 刘婷, 等. 基于电流信号短时过零率的电弧故障检测[J]. 电工技术学报, 2015, 30(13): 125-133.
LIU Xiaoming, XU Yefei, LIU Ting, et al. Arc fault detection based on short-time zero-crossing rate of current

- signals[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(13): 125-133.
- [23] 娄杰, 孙秋芹, 李庆民. 潜供电弧零休阶段弧道恢复电压特性[J]. 高电压技术, 2013, 39(12): 2960-2966.
LOU Jie, SUN Qiuqin, LI Qingmin. Arc recovery voltage characteristics of submarine arc zero rest phase[J]. High Voltage Engineering, 2013, 39(12): 2960-2966.
- [24] 卢其威, 王涛, 李宗睿, 等. 基于小波变换和奇异值分解的串联电弧故障检测方法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(17): 208-217.
LU Qiwei, WANG Tao, LI Zongrui, et al. Series arc fault detection method based on wavelet transform and singular value decomposition[J]. Journal of Electrical Technology, 2017, 32(17): 208-217.
- [25] 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. Fault arc recognition method based on current feature extraction [J]. Smart Power, 2018, 46(6): 101-105.
- [26] 张丽萍, 邹学东, 苏鹏宇, 等. 配电网弧光接地故障仿真与分析研究[J]. 智慧电力, 2017, 45(12): 69-74.
ZHANG Liping, ZOU Xuedong, SU Pengyu, et al. Distribution network arc grounding fault simulation and analysis[J]. Smart Power, 2017, 45(12): 69-74.
- [27] 李建南, 张慧媛, 王鲜花, 等. 中压电缆网接地故障的电弧建模及仿真研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(24): 105-109.
LI Jiannan, ZHANG Huiyuan, WANG Xianhua, et al. Arc modeling and simulation of ground faults in medium voltage cable networks[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(24): 105-109.
- [28] 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.
ZHANG Guanying, ZHANG Xiaoliang, LIU Hua, et al. On-line detection method of series fault arc in low-voltage system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(8): 109-115.
- [29] 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): 106-110.
WANG Xiaoyuan, GAO Miao, ZHAO Yushuang. Analysis of low voltage fault arc characteristics under resistive loads[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(5): 106-110.
- [30] 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.
WANG Yao, WEI Qiangqiang, GE Leijiao, et al. Fault detection method for series AC arc based on high-frequency components of arc current[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(7): 191-197.
- [31] 赖联有, 许伟坚. 基于零相位误差滤波的局部放电故障识别[J]. 电力工程技术, 2018, 37(3): 73-77.
LAI Lianyou, XU Weijian. partial discharge fault recognition based on zero phase error filtering[J]. Power Engineering Technology, 2018, 37(3): 73-77.
- [32] ZENG K, XING L, ZHANG Y, et al. Characteristics analysis of AC arc fault in time and frequency domain[C] // Prognostics and System Health Management Conference, IEEE, July 9-12, 2017, Harbin, China: 1-5.

收稿日期: 2018-05-14; 修回日期: 2018-09-11

作者简介:

高 杨(1995—), 女, 硕士, 研究方向为故障诊断技术;

E-mail: gaoyang0313@nuaa.edu.cn

王 莉(1969—), 女, 通信作者, 教授, 博士生导师, 主要从事航空、航天和智能电网等领域的配电系统研究, 侧重于固态配电技术、配电网安全性和电缆故障诊断的研究;

E-mail: liwang@nuaa.edu.cn

张瑶佳(1993—), 女, 博士, 主要从事故障诊断技术的研究工作。E-mail: zhangyaojia@nuaa.edu.cn

(编辑 魏小丽)