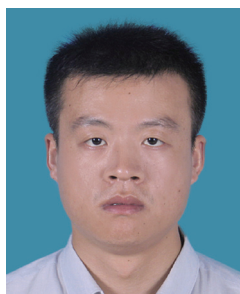


# 小波消噪和人工蜂群优化神经网络的建筑电气故障诊断

为了提高建筑电气故障诊断的正确率,提出小波消噪和人工蜂群优化神经网络的建筑电气故障诊断模型。首先采用小波分析对采集的建筑电气状态信息进行处理,并提取建筑电气特征,然后将训练样本输入到多层前馈(BP)神经网络进行学习,并采用人工蜂群算法优化BP神经网络的参数,建立建筑电气故障诊断模型,最后采用仿真实验对模型的性能进行测试。实验结果表明,相对于其他建筑电气故障诊断模型,模型可以较好地描述建筑电气状态信息,不仅提高了建筑电气故障诊断的正确率,而且提高了故障诊断的速度,具有更高的实际应用价值。

刘光辉<sup>1,2</sup>/1.广东建设职业技术学院 2.华南理工大学



刘光辉/副教授

建筑电气是整个建筑物中关键技术之一,它包括了弱电系统、照明系统、变配电系统、动力设备系统及管理自动化等主要内容,建筑电气各系统间存在着错综复杂的关系,使得建筑电气故障发生几率增加。一旦建筑电气系统发生故障,给人们正常的工作、生活造成不良影响。因此,对其进行快速的故障诊断非常必要<sup>[1-2]</sup>。

针对建筑电气系统的故障诊断问题,国内外学者、专家投入了大量的时间进行了广泛、深入的研究工作,提出了许多有效的故障诊断算法<sup>[3]</sup>。传统建筑电气故障排除采用人工方式进行,故障诊断只能依赖于电工的个人经验,只适合于小型建筑<sup>[4]</sup>。随着建筑规模的扩大,这种传统的故障诊断方法难以满足功能日益多样化的建筑电气系统。近年来,随着人工智能技术的发展,出现基于机器学习的建筑电气系统的故障诊断模型,将建筑电气系统的故障诊断看作

是一种多分类问题进行建模,因此建模过程中包括特征提取和分类器构建两个步骤<sup>[5-6]</sup>。当前故障特征提取的方法有多种,但是由于建筑电气信号在采集过程难免包含有噪声,因此在提取特征之前需要进行去噪,而当前建筑电气系统的故障诊断研究没有考虑噪声的不利影响<sup>[7]</sup>。当前建筑电气系统的故障分类器将神经网络进行构建<sup>[8-9]</sup>,其中BP神经网络模型有着极强的非线性映射、并行处理能力,在故障诊断领域得到了广泛的应用,但BP神经网络模型参数对模型的诊断能力有着一定的影响。相比较遗传算法、粒子群算法,这些优化算法均存在自己的不足。

人工蜂群算法是一种新颖的智能搜索行为优化算法,具有参数少、计算简洁、鲁棒性强以及准确度高优点<sup>[10]</sup>,为了提高建筑电气故障诊断的正确率,提出一种小波消噪和人工蜂群算法优化的建筑电气故障诊断模型(WA-ABC-BPNN),并采用仿真试验验证模型的有效性与准确性。

## 建筑电气信号的消噪及特征提取

### 1. 小波消噪

由于建筑电气系统的复杂性,受到多种因素的影响,在进行设备检测与故障数据收集、处理时,采集信号中不可避免地夹杂一些噪声,这些噪声存在会对建筑电气故障诊断产生一定的影响,影响诊断结果的准确性,在提取特征之前必须进行消噪处理。小波变换具有时

## 关键词/Keywords

电气故障诊断·  
小波去噪·  
人工蜂群算法·  
神经网络·

域和频域的局部变化, 具有良好自适应性, 可以对非平稳信号进行有效分解, 在提高有用信号的同时, 可以有效去除噪声。因此, 本文采用小波变换进行消噪, 提高信号的信噪比。

若  $\Psi(t) \in L^2(R)$ ,  $\Psi(t)$  傅里叶变换为  $\hat{\Psi}(\omega)$ , 当  $\hat{\Psi}(\omega)$  满足如下允许条件 (完全重构条件和恒等分辨率条件) 时<sup>[9]</sup>

$$C_{\Psi} = \int_R \frac{|\hat{\Psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1)$$

式中,  $\hat{\Psi}(t)$  为母小波。

将小波母函数  $\Psi(t)$  进行伸缩和平移, 得到

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a, b \in R, a \neq 0 \quad (2)$$

式中,  $\Psi_{a,b}(t)$  为小波序列;  $a$  为伸缩因子;  $b$  为平移因子。

设采集的建筑电气故障诊断信号为

$$s(t) = x(t) + n(t) \quad (3)$$

式中,  $s(t)$  为真实信号;  $n(t)$  为噪声信号。

对  $s(t)$  进行离散采样, 得到  $N$  点离散信号  $s(n)$ ,  $n = 0, 1, 2, \dots, N-1$ , 其二进制小波变换为

$$W_{2^j} s(k) = \frac{1}{2^j} \sum_{n=0}^{N-1} s(n) \Psi^*(2^{-j}n - k) \quad j, k \in Z \quad (4)$$

小波变换的递归实现方法为

$$\begin{aligned} xf(j+1, k) &= xf(j, k)h(j, k) \\ Wf(j+1, k) &= xf(j, k)g(j, k) \end{aligned} \quad (5)$$

式中,  $xf(0, k)$  为真实信号;  $xf(j, k)$  为尺度系数;  $Wf(j, k)$  为小波系数;  $h$  和  $g$  分别为尺度函数和对应的低通和高通滤波器。

小波重构公式为

$$xf(j-1, k) = xf(j, k)h_0(j, k) + Wf(j, k)g_0(j, k) \quad (6)$$

式中,  $h_0$  和  $g_0$  分别对应于重构低通和高通滤波器<sup>[11]</sup>。

## 2. 特征提取

建筑电气故障类型可分为线路阻抗故障 ( $E_1$ )、连续性故障 ( $E_2$ )、接地电阻异常 ( $E_3$ ) 和绝缘电阻过小 ( $E_4$ ) 共 4 种, 再加上正常状态 ( $E_5$ )<sup>[12]</sup>, 因此对于消噪的故障数据通过提取 10 个不同位置电阻值作为神经网络的特征分量, 如下表所示。

表 建筑电气的故障特征

| 编号 | 测试故障位置          |
|----|-----------------|
| 1  | 2号单相插座L1相线与N线回路 |
| 2  | 三相插座L3相线与N线回路   |
| 3  | EC1-三相插座PE线线路   |
| 4  | EC1-1号灯PE线线路    |
| 5  | EC1-三相电动机PE线线路  |
| 6  | 基础接地系统          |
| 7  | 防雷接地系统          |
| 8  | 三相插座L1相线-L2相线线路 |
| 9  | 洗衣机L1相线-PE线线路   |
| 10 | 3号单相插座L1相线与N线回路 |

## 建筑电气故障分类器构建

### 1. BP神经网络

BP网络是一种多层前馈神经网络, 包括输入层、隐藏层和输出层, 上下层之间实现全连接, 同一层神经元之间无连接, 其基本结构图如图1所示。图1中神经网络有  $n$  个输入节点,  $j$  个输出节点, 隐含层有  $k$  个神经元。  $x_1, x_2, \dots, x_n$  为网络的实际输入,  $y_1, y_2, \dots, y_j$  为网络的实际输出, 从  $x_n$  到  $R_i$  的连接权值为  $\omega_{ni}$ , 从  $R_i$  到  $y_i$  的连接权值为  $\omega_{ij}$ , 隐含层传递函数为 sigmoid 函数, 输出层传递函数为线性函数<sup>[13]</sup>。

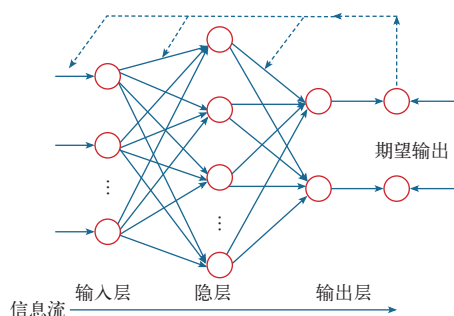


图1 BP神经网络结构

### 2. 人工蜂群算法

人工蜂群 (ABC) 算法在  $D$  维的解空间中随机产生  $N$  个初始解  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 。首先, 引领蜂在食物源附近根据式 (7) 进行全局搜索, 即

$$v_{ij} = x_{ij} + R(x_{ij} - x_{kj}) \quad (7)$$

若找到食物源的含蜜量高于旧食物源, 则用新食物源位置来代替旧的食物源位置, 不然保持

对旧的食物源的开发。跟随蜂根据贪婪选择策略，依 $P_i$ 的概率来选择食物源， $P_i$ 的计算公式如下

$$P_i = \frac{fitn_i}{\sum_{i=1}^N fitn_i} \quad (8)$$

式中， $fitn_i$ 为第 $i$ 个食物源的适应度值。

如果某个解在引领蜂经过 $limit$ 次尝试后质量仍然没有提得到改善，那么引领蜂变为侦查蜂，且由侦查蜂依据式(9)随机产生一个新解来替代原来的解<sup>[14]</sup>

$$x_{ij} = x_{min,j} + rand(0,1)(x_{max,j} - x_{min,j}) \quad (9)$$

### 3. ABC优化BP网络的步骤

BP神经网络算法存在收敛速度慢的缺点，并且容易陷入局部最优解，其初始参数根据经验确定。为解决该难题，采用ABC算法优化BP神经网络的结构和参数，能够提高BP神经网络收敛速度，并解决传统BP神经网络存在的不足，具体步骤如下：

1) 设置ABC算法的参数，主要包括：采蜜蜂的数量；最大循环次数MCN， $cycle = 1$ 。

2) 随机产生 $n$ 个食物源位置，每一个食物源位置对应着一组BP神经网络初始连接权值和阈值，BP神经网络根据初始连接权值和阈值对训练集进行训练，计算采蜜蜂的适应度值。

3) 采蜜蜂从邻域搜索新解，计算每个解适应度值。

4) 采蜜蜂根据选择概率采用贪婪算法选择新解。

5) 观察蜂根据采蜜蜂搜索的解，计算该解的 $P_i$ ，根据 $P_i$ 从现有解的邻域中搜索新的解进行选择。

6) 经过 $limit$ 次循环后，判断是否有要丢掉的解，若存在，则侦查蜂根据式(9)产生新解代替它。

7) 记录最优解。

8)  $cycle = cycle + 1$ 。

9) 判断 $cycle > MCN$ ，如果是，则终止，不是则返回步骤3)。

10) 根据最优解作为BP神经网络初始连接权

值和阈值。

### 4. 建筑电气故障的诊断流程

首先采集不同建筑电气故障状态下输出信号，采用小波分析技术对建筑电气故障输出信号进行消噪处理，消除噪声对建筑电气故障诊断的不利影响，提取分解信号的故障特征，然后将经过消噪处理的故障特征作为BP神经网络的输入向量，并利用人工蜂群算法对神经网络参数进行优化，建立建筑电气故障诊断模型，实现不同的故障状态识别。具体步骤如下：

1) 建立样本集。采集建筑电气正常和各种故障状态下输出数据，采用小波分析提取特征信号，作为建立BP神经网络的分类器训练和测试样本集。

2) 将训练样本集输入到BP神经网络训练，并采用ABC法优化BP神经网络初始连接权值和阈值，建立模拟电路故障分类器。

3) 将测试样本集输入到所建立的分类器进行分类，输出分类结果。

综合上述可知，WA-BPNN的建筑电气故障诊断工作流程如图2所示。

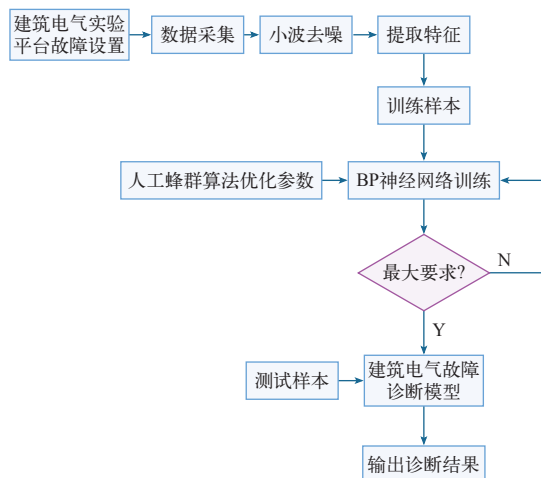


图2 建筑电气故障诊断模型的工作流程

## 仿真实验

### 1. 仿真平台

仿真实验对象是建筑电气实验台MA2067，其模拟民用或工用建筑中的各种用电设备，使用

Eurotest 61557测量仪可对该实验台的故障进行检测、定位和测量,其由两部分构成:强电系统和弱电系统。强电系统主要包括:单相系统、三相系统、防雷系统和接地系统。弱电系统包括故障设置电路和弱电保护电路两部分。其结构如图3所示。

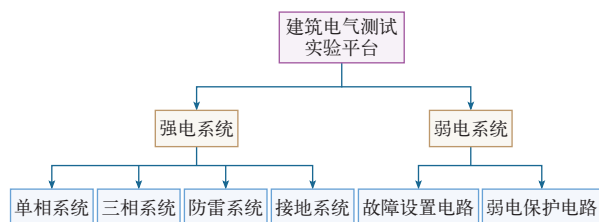


图3 建筑电气的故障诊断平台

设一组提取的建筑电气故障特征向量为 $[x_1, x_2, \dots, x_n]$ , 将其进行归一化到 $[0, 1]$ 区间, 有

$$\hat{x} = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (10)$$

式中,  $x_{\max}$ 为故障特征向量最大值;  $x_{\min}$ 为故障特征向量最小值。

## 2. 结果与分析

为了使WA-ABC-BPNN的结果更具说服力, 选择没有消噪的人工蜂群优化神经网络(ABC-BPNN)和小波去噪、梯度下降算法优化神经网络(WA-BPNN)进行对比实验, 采用故障诊断正确率和误诊率以及诊断速度对它们的性能进行综合对比与分析。

### (1) 诊断结果比较

WA-ABC-BPNN、ABC-BPNN和WA-BPNN均进行10次仿真实验, 取它们的平均结果作为最终结果, 结果分别如图4和图5所示。从图4和图5可知, WA-ABC-BPNN的故障诊断性能最优, 并且可以得到如下结论:

1) 相对于ABC-BPNN, WA-ABC-BPNN由于采用小波分析对建筑电气信号进行了去噪处理, 可以避免噪声的干扰, 提取更优的故障诊断特征, 建立了更优的建筑电气故障诊断模型, 不仅提高了建筑电气故障诊断的正确率, 而且大幅度降低了误诊率。对比结果表明, 将小波分析引

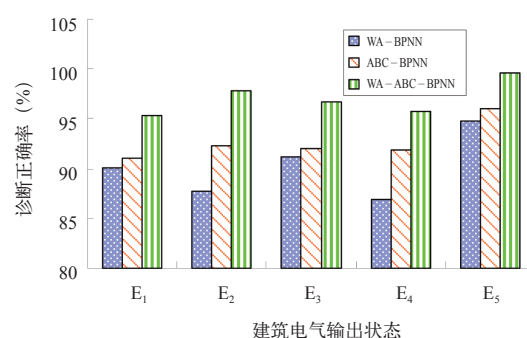


图4 不同模型的建筑电气故障诊断正确率

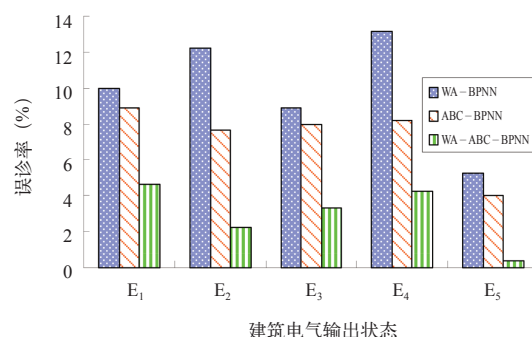


图5 不同模型的建筑电气故障误诊率

入到建筑电气故障诊断噪声处理中, 有利于提高了建筑电气故障诊断的性能。

2) 相对于WA-BPNN, WA-ABC-BPNN由于采用人工蜂群算法对BP神经网络初始连接权值和阈值, 克服梯度下降算法确定BP神经网络初始连接权值和阈值的缺陷, 构建更优的建筑电气故障分类器, 获得了更加理想的建筑电气故障诊断效果。

### (2) 故障诊断速度比较

在现代大规模建筑电气故障诊断中, 诊断速度十分重要, 采用建筑电气故障的平均诊断时间作为诊断速度评价标准, WA-ABC-BPNN、ABC-BPNN和WA-BPNN的平均诊断时间如图6所示。从图6可知, 对于全部建筑电气故障, WA-ABC-BPNN的平均诊断时间要远远小于ABC-BPNN、WA-BPNN, 主要是由于本文模型采用小波分析消除了噪声的不利影响, 同时采用人工蜂群算法克服梯度下降算法寻优慢的缺陷, 故障诊断速度更快, 可以满足现代大规模建筑电气故障在线诊断需求。

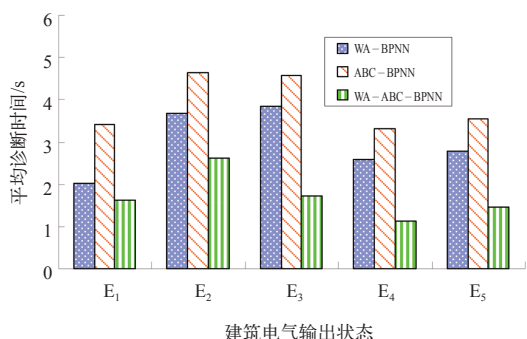


图6 不同模型的建筑电气故障诊断的速度对比

## 结束语

为了提高建筑电气故障的诊断效果,提出一种小波消噪和人工蜂群优化神经网络的建筑电气故障的诊断模型。首先利用小波分析进行故障信号去噪保留其低频信号,并提取有效特征,然后采用神经网络实现对故障的模式识别,并采用人工蜂群算法对BP神经网络的参数进行优化。仿真实验表明,相对于传统建筑电气故障诊断模型,本文模型获得了更高的建筑电气故障诊断正确率,并且提高了建筑电气故障诊断速度,可以满足建筑电气故障诊断在线需求。

## 参考文献

- [1] 王国荣,张惠荣,刘春艳.建筑电气系统故障检测与维护培训教程[M].北京:机械工业出版社,2008.
- [2] 王亚慧,张龙.建筑电气系统故障模拟试验平台[J].现代建筑电气,2013(5):1-5.
- [3] 陡伟康.浅谈电气线路常见故障的分析与处理[J].城市建设理论研究,2013(2):56-58.
- [4] 王焕,王亚慧.建筑电气实验平台的故障自诊断

算法研究[J].北京建筑工程学院学报,2010,26(4):100-105.

- [5] 张龙,陈宸,韩宁,等.基于压缩感知理论的建筑电气系统故障诊断[J].智能系统学报,2014,9(2):377-380.
- [6] 霍一峰,王亚慧.基于神经网络的建筑电气故障诊断研究[D].北京:北京建筑工程学院,2012.
- [7] 谭晓衡,鄢海燕,苏萌,等.基于自适应小波消噪的数字调制识别优化算法[J].电子与信息学报,2011,33(2):466-469.
- [8] 吴茜,王亚慧.基于RBF与BP神经网络的建筑电气系统故障诊断比较研究[J].北京建筑工程学院学报,2012,28(4):92-96.
- [9] 李季,严东超.BP神经网络改进算法在电气故障诊断系统中的应用[J].电力科学与工程,2005,31(5):69-72.
- [10] Alatas B. Chaotic bee colony algorithms for global numerical optimization[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(8):5682-5687.
- [11] 杨建伟,孙守光.基于小波包变换和BP网络的铁道车辆滚动轴承故障诊断方法[J].中国铁道科学,2010,31(6):68-73.
- [12] 王亚慧,张龙,韩宁.建筑电气系统故障诊断方法研究[J].计算机仿真,2013,31(2):13-19.
- [13] 余嘉,陈印.基于BP神经网络的数字调制识别方法[J].传感器与微系统,2012,31(5):16-19.
- [14] Xu C, Duan H, Liu F. Chaotic artificial bee colony approach to Uninhabited Combat Air Vehicle (UCAV) path planning[J]. Aerospace Science and Technology, 2010, 14(8):535-541.

(收稿日期:2014-11-09) **EA**

欢迎订阅 欢迎投稿 欢迎刊登广告